



Modelo de *Scoring* Aplicado à JAPGest

Sara Filipa Nunes Almeida

Relatório de Estágio

Mestrado em Contabilidade e Finanças

Porto – 2017/2018

INSTITUTO SUPERIOR DE CONTABILIDADE E ADMINISTRAÇÃO DO PORTO

INSTITUTO POLITÉCNICO DO PORTO



Modelo de *Scoring* aplicado à JAPGest

Sara Filipa Nunes Almeida

**Relatório de Estágio apresentado ao Instituto de Contabilidade e Administração
do Porto para a obtenção do grau de Mestre em Contabilidade e Finanças, sob
orientação de Professor Doutor Adalmiro Álvaro Malheiro de Castro Andrade
Pereira**

Porto – 2017/2018

INSTITUTO SUPERIOR DE CONTABILIDADE E ADMINISTRAÇÃO DO PORTO

INSTITUTO POLITÉCNICO DO PORTO

Agradecimentos

No meio de tantas certezas e incertezas, alegrias e tristezas, foi possível a realização deste relatório de estágio. As pedras que surgiram no caminho só me deram a força necessária para não desistir mesmo quando tudo parecia não correr bem. Esta força deveu-se a pessoas que tiveram comigo incondicionalmente, demonstrando o seu apoio e incentivo ao longo deste último ano.

De todas as minhas conquistas, esta é que terá melhor sabor, não só por conseguir atingir mais um objetivo, mas também pela dificuldade que foi conciliar a minha vida pessoal, profissional e académica nestes últimos sete meses.

Ao Professor Adalmiro Pereira pela sua orientação e por sempre acreditar que seria possível terminar a tempo da entrega. Não poderia ter melhor orientador na medida em que esteve sempre presente e disponível para ouvir as minhas dúvidas. A sua total colaboração foi imprescindível para a realização deste relatório.

Ao Grupo JAP, por me acolher no estágio curricular e me fornecerem a informação necessária para a realização deste relatório. Pela compreensão e apoio naqueles momentos em que só apetece desistir, muito obrigada.

À minha família, namorado e amigos que sempre me ensinaram os melhores valores e me deram a oportunidade de primar a minha educação em prol da minha realização pessoal, e por sempre me darem os melhores conhecimentos. Obrigada por suportarem as minhas lágrimas e me incentivarem sempre a querer mais. Fica a lição de que com força de vontade tudo é possível.

À minha amiga Fernanda Gomes que foi um dos meus maiores pilares nesta jornada que percorremos juntas. O seu apoio incondicional, a sua garra e companheirismo foram uma motivação que faltava para que não desistisse do meu objetivo.

A minha eterna gratidão as todas as pessoas que direta ou indiretamente estiveram presentes nesta fase da minha vida e que, sem saberem, contribuíram para que isto fosse possível.

“A motivação não é a fórmula mágica para atingir o sucesso, mas certamente garante o caminho mais rápido para o alcançar.”

A todos, **MUITO OBRIGADA!**

Lista de Abreviaturas

ANOVA – *Analysis of Variance*

CP – Capital próprio

Func – Funcionamento

JAP – José Augusto Pinto

MQE – Média dos quadrados dos resíduos

RC – Resultados correntes

RLP – Resultado líquido do período

SQE – Soma dos quadrados dos resíduos (ou dos erros)

SQR – Soma dos quadrados dos desvios explicados pela regressão

SQT – Soma dos quadrados totais

TX_REND – Taxa de rentabilidade

Índice de Tabelas

Tabela 1- Variáveis.....	18
Tabela 2- Aplicação do scoring	21
Tabela 3- Benefícios e custos da utilização do scoring de crédito	23
Tabela 4-Fatores utilizados na construção de modelos (Stephanou e Mendoza 2005) ..	31
Tabela 5 - Variáveis dependente e independentes.....	34
Tabela 6 - Rácios financeiros	34
Tabela 7- Estatísticas descritivas das variáveis em estudo.....	35
Tabela 8- Variáveis inseridas	36
Tabela 9-Sumarização do modelo	37
Tabela 10- ANOVA.....	38
Tabela 11- Coeficientes	40
Tabela 12- Variáveis excluídas.....	41
Tabela 13-Possíveis intervalos de interpretação da correlação	42
Tabela 14- Correlação entre as variáveis.....	43
Tabela 15-Legenda da correlação.....	43
Tabela 16-Variáveis inseridas e removidas no modelo ajustado.....	46
Tabela 17-Sumarização do modelo ajustado	46
Tabela 18-Análise da variância do modelo ajustado	47
Tabela 19 - Coeficientes	48
Tabela 20 – Estatísticas da variável dependente da amostra	52

Tabela 21 – Teste T da amostra.....	53
Tabela 22 – Cliente mal recusado.....	53

Índice de Figuras

Figura 1- Células Grupo JAP	7
Figura 2- Ponte de corte e intervalo de dúvida- Credit Scoring	17
Figura 3- Processamento dos modelos de <i>scoring</i>	20
Figura 4- Fluxograma de abordagem utilizada no modelo de scoring	28
Figura 5 – Distribuição normal.....	50
Figura 6 – Histograma da distribuição	51

Índice

Resumo	X
Abstract.....	II
Introdução	1
Capítulo I.....	3
1. O Grupo JAP	3
1.1 História.....	4
1.2 Missão e valores.....	6
Capítulo II.....	8
2. O crédito	8
2.1 O conceito.....	8
2.2 Importância.....	9
2.3 Risco de crédito	10
2.4 Modelos de riscos de crédito	12
2.5 Análise de crédito	12
Capítulo III	14
3. O Credit scoring	14
3.1 Modelos de credit scoring.....	16
3.1.1 Tipos de modelos de scoring	18
3.1.2 Custos e benefícios do modelo de scoring	23
3.1.3 Vantagens dos modelos de credit scoring	24

3.1.4 Desvantagens e limitações dos modelos de credit scoring	26
Capítulo IV	27
4. Desenvolvimento do modelo de scoring	27
Capítulo V	32
5. Aplicação do modelo	32
5.1 Metodologia de trabalho	32
5.2 Variáveis dependentes e independentes	33
5.3 Estimação do modelo de regressão linear múltiplo	35
5.3.1 Variáveis em estudo.....	35
5.3.2 Sumarização do modelo.....	37
5.3.3 Teste de significância	38
5.3.4 Estimação do modelo	40
5.3.5 Exclusão de variáveis	41
5.3.5.1 Análise da correlação.....	42
5.3.6 Estimação do modelo ajustado	46
5.4 Análise do histograma e da distribuição normal	49
5.6. Teste T-Student	52
Capítulo VI	54
6.1. Conclusão	54
6.2. Referências bibliográficas	56
6.3. Anexos	XII
6.3. Apêndices	XIII

Resumo

Hoje em dia, a procura de crédito tem sido cada vez mais frequente. Este aumento da procura é influenciado por vários fatores tais como a melhoria das condições na concessão de crédito por parte das instituições financeiras, as melhores medidas de avaliação e, claro, as baixas taxas de juro atraem mais clientes junto dos concessionários.

Com a crescente procura de crédito, cada instituição financeira tem de se destacar face à concorrência nos mecanismos de controlo de risco de crédito, isto é, na forma rápida e eficaz em analisar cada solicitação de crédito. E, para além de manter os bons clientes, é necessários atrair ainda mais.

O *credit scoring* é o mecanismo de controlo de risco que dá resposta rápida e automática na concessão de crédito e na quantificação e gestão de riscos associados ao mesmo, que responde às necessidades das instituições financeiras.

Este mecanismo, através de *scorecards*, ou seja, tabelas de pontuação, permite às instituições financeiras prever qual o grau de incumprimento, ou a probabilidade de um cliente não cumprir o pagamento do crédito. Mediante determinadas condições e panoramas, como indicadores socioeconómicos, é possível prever o nível de incumprimento de um cliente. Depois de selecionadas as variáveis, é-lhes atribuída uma pontuação, ou *score*, em função dos atributos de cada característica em estudo e, se o cliente tem uma pontuação baixa não lhe é atribuído o crédito, se for alta, é-lhe concedido o crédito.

A coerência e a metodologia do *credit scoring* permite, em muitas situações, reduzir a necessidade de avaliar um cliente devido a padrões já conhecidos em casos anteriores que permitem tirar as mesmas conclusões, isto é, conceder ou não o crédito.

Assim, um modelo de *scoring* permite ao lado da oferta de crédito a tomada de mais e melhores decisões de concessão, o economizar do tempo e o aumento da produtividade. Estas características tornam o mercado mais competitivo.

Palavras-chave: crédito, modelo de *scoring*, variáveis, pontuação.

Abstract

Nowadays, the demand of credit has been increasing. The increasement of demand is influenced by a number of factors, such as improved credit conditions by financial institutions, better valuation measures and, of course, lower interest rates attract more customers to dealers.

With the growing demand of credit, each financial institution has to stand out from the competition on credit risk control mechanisms, that is, the fast and efficient way to analyze each credit request. And it is important to attract more customers and keep the older ones.

Credit scoring is the risk control mechanism that responds quickly and automatically to credit granting and the quantification and management of risks associated with it, which responds to the needs of financial institutions.

This mechanism, through scorecards, that is, scoring tables, allows financial institutions to predict the degree of default, or the probability the customer failing the payment of the credit. Under certain conditions and scenarios, such as socio-economic indicators, it is possible to predict the level of default by customer. After selecting the variables, they are assigned a score, according to the attributes of each characteristics under study and, if the customer has a low score, is not assigned the credit, if high, it is conceded the credit.

The consistency and methodology of credit scoring allows in many situations to reduce the need to evaluate a client due to standards already known in previous cases that allow the same conclusions to be drawn, that is, to grant credit.

Thus, a scoring model allows the offer of credit to make more and better decisions on the concession, saving time and increasing productivity. These characteristics make the market more competitive.

Key-words: credit, scoring model, variables, score.

A estabilização económica, o aumento dos empregos e a maior facilidade no controlo da inflação fez com que o pedido de crédito se tornasse numa “moda”.

O aumento do poder de compra fez com que as pessoas investissem mais em bens supérfluos. Isto deveu-se também às facilidades que o crédito apresenta nos dias que correm.

O crédito constitui uma importante fonte de financiamento uma vez que é um motor de criação de bens e circulação destes, estabelecendo uma relação contratual entre duas partes, na base da confiança entre elas.

Em contrapartida, as empresas e instituições que concedem crédito deparam-se com um aumento da sua exposição ao risco, isto é, esta relação entre as contrapartes torna-se arriscada na medida em que há a possibilidade de uma das partes intervenientes na concessão de crédito, ou seja, o devedor, não cumprir com as obrigações contratuais previamente definidas.

De forma a controlar esse risco e com a evolução dos mercados no que diz respeito à procura de crédito, surgiram então os Modelos de Scoring de Crédito. Estes modelos procuram identificar os bons e os maus clientes, ou seja, aqueles que são capazes de cumprir com o crédito ou não, tornando assim a seleção dos clientes mais assertiva

O objetivo deste relatório de estágio é explicar o conceito de scoring de crédito, bem como todas as suas características, prós e contras e, sobretudo, através da sua aplicação na JAPGest, perceber, a média de clientes que atualmente se mantêm operacionais e cujo pedido de crédito foi recusado mas, tendo em conta os seus indicadores financeiros relatados no último ano, deveria ter sido aceite na medida em que apresenta condições para cumprir com o crédito.

Esta aplicação é realizada com base numa metodologia quantitativa, com o auxílio de uma abordagem estatística, através do programa SPSS.

Uma vez a JAPGest não utiliza o Modelo de Scoring como mecanismo de avaliação de pedido de crédito, esta é uma mais-valia, para que seja possível tornar mais rápida e eficaz as suas decisões de pedido de crédito.

Este relatório passa por fazer um enquadramento do tema, começando por abordar no primeiro capítulo um pouco da história do Grupo JAP e, no segundo e terceiro capítulos, referir todos os aspetos importantes associados ao conceito de crédito, scoring de crédito e modelo de scoring de crédito.

Já no quarto capítulo, ou seja, na implementação do modelo, serão escolhidas as variáveis necessárias para a estimação do modelo e serão feitos todos os testes de forma a chegar às conclusões pretendidas.

1. O Grupo JAP

O Grupo JAP iniciou a sua atividade na cidade de Marco de Canaveses em 1904. O seu crescimento foi notório ao longo do seu centenário de existência, sendo hoje representante de marcas prestigiadas como a Renault, Dacia, Nissan, BMW, Volkswagen, Mitsubishi, Audi, MAN e Sixt.

Deu também nome à Matrizauto, a maior loja de viaturas seminovas de Portugal, que começou na cidade de Braga e mais tarde repercutiu-se nas cidades do Porto, Sintra e Aveiro.

O Grupo JAP está representado em mais de trinta pontos de venda e serviço de automóveis, tornando-se assim um dos maiores Grupos deste setor no país. A nível internacional, o mercado Angolano conta com a presença da Automatriz e representação oficial MAN como importador para o país. Ficou com o Master Franchise exclusivo da Sixt, uma das maiores *rent-a-cars* a nível mundial.

Assegura desde os seus primórdios o melhor serviço aos seus clientes sustentado por uma equipa de profissionais competentes e altamente qualificados e a sua rede de pontos de venda e assistência, tornando-se desta forma, uma referência no mercado automóvel em Portugal.

1.1 História

O Grupo JAP iniciou a sua atividade em 1904, começando por ser uma simples oficina de carruagens, o meio de transporte da época, apropriada por José Augusto Pinto. Mais tarde, em 1927, com a evolução dos meios de transporte e o aparecimento dos primeiros automóveis, o seu negócio foi alargado a assistência de de viaturas sem meios suficientes à resolução dos problemas técnicos.

O primeiro grande passo aconteceu em 1981 quando se deu a nomeação como concessionário Renault para os concelhos de Marco de Canaveses, Amarante, Baião e Lixa, designado por José Augusto Pinto, Filhos, S.A. e mais tarde, a aquisição da Concessão Renault de Peso da Régua que se viria a chamar Dourauto.

Em 1996, expandiu-se o nome da Dourauto com a construção de novas instalações Renault em Vila Real. Posteriormente, em 1998, o concessionário Renault em Guimarães foi adquirido 80% do seu capital social, passando a denominar-se Tovite.

No sentido de complementar a atividade do setor automóvel, o grupo adquiriu em 2001 uma *rent-a-car* com denominação “Ceuta” e cuja designação social é, hoje, JAP Rent-a-Car.

Um ano depois, em 2002, em Vale do Sousa (Paredes, Penafiel, Paços de Ferreira e Lousada) teve a nomeação do concessionário JAPAutomotive e em 2004 foram inauguradas as instalações de Paredes.

A representação da BMW, concessionária da Hendo, foi adquirida em 2007 e em 2008 foi o lançamento no mercado da empresa Matrizauto, a primeira *megastore* de viaturas seminovas na cidade de Braga.

Um dos marcos mais importantes na história do Grupo JAP acontecia em 2010 com a sua internacionalização. O grupo inaugura instalações em Luanda com venda de viaturas, mecânica, colisão, peças e reboques. Ainda nesse ano dois marcos importantes aconteceram no grupo: a Matrizauto expande-se até à zona industrial do Porto com mais de duzentas viaturas expostas e torna-se o maior *showroom* automóvel do país e, a Hendo torna-se num dos principais *players* da marca em Portugal com a aquisição das concessões BMW de Penafiel, Famalicão e Guimarães.

Em 2011 a JAP Rent-a-Car expande-se junto ao aeroporto de Lisboa e a Matrizauto até à zona de Sintra. É introduzido um conceito inovador no Grupo JAP: MyCarCenter. É uma unidade dedicada em

exclusivo ao acondicionamento automóvel para grandes frotas e grandes operadores, com elevada capacidade de resposta e preços competitivos.

Um ano depois, em 2012, a Volkswagen é representada por uma nova empresa do grupo: JAPBlue. As novas instalações da nova empresa foram feitas em Vila Real e Penafiel cobrindo a zona do Alto Douro, Penafiel e restante Vale do Sousa.

Havia a necessidade de prestar apoio aos clientes do Grupo JAP por isso, em 2013 surge um serviço diferenciado: a JAPSeguros. Hoje em dia ocupa um lugar relevante nas principais companhias de seguros e está localizada em instalações partilhadas nomeadamente, noutro polo em Paredes.

Depois do grupo se expandir em vários pontos do país, faltava crescer para o maior mercado de Portugal, Lisboa. Assim, o Grupo JAP integrou a maior placa da região e uma das maiores do país: a Vesauto.

Se ano após ano era notório o crescimento do Grupo JAP, o ano de 2015 não poderia ser diferente. O grupo inicia o ano com uma parceria nova, com a MAN. Nesse ano deu-se o arranque da operação MAN Trucks em Angola, em que o Grupo JAP é o exportador oficial.

Nesse mesmo ano, em Guimarães, surgem as novas instalações JAPautomotive. O Grupo JAP também cresceu a sua influência no mercado *rent-a-car* português com uma parceria Sixt¹ tornando-se o *Master Franchise* para Portugal da Sixt.

Para terminar o ano de 2015, fica também representante da marca Audi, com a empresa JAPSport em Penafiel e em Vila Real.

Por fim, o grupo tornou-se distribuidor exclusivo da MAN Trucks & Bus no Uganda e Tanzânia, criou a ARPAPIA TECH, Lda, especializada em tecnologia RPA e expandiu a Sixt no continente e nas ilhas dos Açores e da Madeira.

¹ Sixt - A Sixt Rent-a-car é especializada no fornecimento internacional de serviços de mobilidade. Qualquer pessoa que precise de deslocação pode usufruir de todos os seus serviços em qualquer ponto do mundo à distância de um clique na internet.

1.2 Missão e valores

A missão do Grupo JAP consiste em servir cada vez melhor o cliente com permanentes ganhos de eficácia na gestão, a melhoria da rentabilidade que sustente o crescimento do grupo e a promoção do bem-estar do pessoal.

Perante todos os intervenientes do negócio o Grupo JAP pretende:

- Exceder as expetativas do cliente;
- Premiar a confiança dos clientes;
- Recompensar o desempenho dos colaboradores;
- Cumprir responsabilidades sociais;
- Promover a higiene e segurança;
- Cooperar com parceiros e fornecedores;
- Prevenir e controlar a poluição.

Para além disto, todos os produtos vendidos no Grupo JAP são caracterizados pelos elevados padrões de qualidade e pela sua inovação de dinamismos.

De forma a enaltecer o espírito do grupo, a equipa foca-se diariamente em:

- Concretizar objetivos ambiciosos;
- Superar a concorrência;
- Estimular a aprendizagem e o desenvolvimento;
- Aproveitar oportunidades;
- Fortalecer a cooperação e a participação;
- Alcançar a excelência.

Valores:

- Profissionalismo;
- Ética;
- Transparência;
- Responsabilidade;
- Inconformismo;
- Resiliência.

O grupo JAP divide-se em três células:



Figura 1- Células Grupo JAP

Fonte: www.grupojap.pt - Acesso realizado a 23/03/2018

O constante investimento do grupo em diferentes esferas de negócios criou uma dinâmica de crescimento, aproveitando as sinergias criadas e transversais a todas as áreas do grupo.

A diversidade de oferta que potencia a projeção no mercado deste negócio faz do Grupo JAP uma das empresas de referência de Portugal.

2. O crédito

2.1 O conceito

A noção de crédito representa uma importante fonte de financiamento que associa uma relação, entre pessoas ou entidades, na base da confiança entre elas.

Silva (1998) disse que crédito significa coisa emprestada, empréstimo, dívida, depositar confiança em, confiar em dar crédito. É um conceito que deriva do latim “Creditum”, “Credere”.

O crédito estabelece uma relação contratual entre duas pessoas: a credora e a devedora. A credora concede liquidez à devedora, acrescido de uma taxa de juro, ou seja, um prémio de liquidez ou risco.

Outra possível definição é a de Assaf e Tibúrcio (1997) que veem o crédito por uma perspetiva de trocas entre bens presentes e futuros, isto é: o cliente (devedor) faz uma promessa de pagamento futuro e, por outro lado, a empresa (credor) concede o crédito. A parte devedora recebe o crédito, a partir do momento em que assume a responsabilidade de pagar, futuramente, o valor em causa acrescido de um prémio.

Para Schrickel (2000) o crédito é todo o ato de vontade ou disposição de alguém de ceder, temporariamente parte do seu património a terceiro(devedor), com a expectativa de que esta parcela volte à sua posse integralmente, após decorrido o tempo estipulado pelo credor.

Santos (2003) em concordância com Assaf e Tibúrcio (1997) defende que crédito se refere à troca de um valor presente por uma promessa de reembolso futuro, não necessariamente certa, em virtude de um fator de risco.

2.2 Importância

A melhoria nas condições de crédito e as taxas de juro atrativas são o impulsionar da procura de crédito nos dias que correm.

Com o aumento da procura as empresas e instituições que concedem crédito têm de dar resposta rápida e eficaz face à concorrência. Aqui destacam-se aquelas que tiverem melhores ofertas e melhor controlo sobre o pedido de crédito.

Brigham, Gapenski e Ehrhardt (2001) e Beckman (1949) defendem que a oferta de crédito por parte de empresas e instituições financeiras é um importante impulsionador da atividade económica, por disponibilizar recursos financeiros às pessoas físicas para que possam financiar as suas necessidades permanentes e eventuais.

Desde a revolução industrial até aos dias de hoje que o crédito se desenvolveu tornando-se um importante motor de criação de bens, bem como de circulação dos mesmos.

De forma a entender a importância do crédito nos dias de hoje, percebemos que sem este, a criação de riqueza por parte dos investidores tornava-se difícil, as empresas não conseguiam enfrentar eventuais problemas de tesouraria e os produtos necessários ao bem-estar dos consumidores não seriam tão adquiridos.

Por outro lado, a procura ao crédito de forma excessiva pode levar a um aceleração do ciclo económico e, consequentemente, um aumento da inflação.

Do lado da microeconomia, observamos o fenómeno do sobre-endividamento por parte dos consumidores, uma vez que com as facilidades ao crédito, estes tendem a consumir mais do que as suas possibilidades.

Para combater a ocorrência deste tipo de inconvenientes, é necessária a intervenção de políticas estatais para combater a facilidade ao crédito reduzindo assim a oferta do mesmo e, forçosamente, atenuar os excessos dos creditados.

Apesar de todas as desvantagens apresentadas, não se questiona o facto de o crédito ter uma grande importância no contexto económico-social quando o recurso ao mesmo é feito de forma racional e conveniente.

2.3 Risco de crédito

Existe risco de crédito quando há a possibilidade de uma das partes intervenientes na concessão de crédito (devedor) não cumprir as obrigações contratuais estipuladas pelo credor, ou seja, falha parte ou a totalidade das prestações previamente definidas. Quando uma contraparte falha um pagamento entra em incumprimento, ou seja, originou um *default*.

As empresas e instituições de intermediação financeira, quando concedem crédito, correm o risco deste não ser reembolsado em parte ou na totalidade tendo que, nesse caso, suportar os custos eventuais desse risco.

Qualquer empresa ou instituição financeira cuja sua atividade principal seja a concessão de crédito está sujeita ao risco de crédito.

O risco de crédito assume a mesma proporção dos ganhos esperados com a concessão de crédito, isto é, quanto maior for o risco maior serão os benefícios dele arrecadado.

Caouette, Altman e Naraynan (1999) afirmam que o risco de crédito surgiu por volta de 1800 a.C. sendo uma das características principais dos inícios da história dos mercados financeiros. Estes autores definem o risco de crédito como uma possibilidade, ou seja, de o crédito concedido na expectativa de entrada de uma certa quantia monetária, a liquidar futuramente, então o risco de crédito é uma possibilidade dessa expectativa não se cumprir.

Pereira (2009) define também o risco de crédito como uma perda devido a uma falha de pagamento por parte de um devedor.

Neves (2012) defende que o risco de crédito é proporcional à possibilidade de perda. Isto significa que se a possibilidade de perda for grande então o seu risco associado toma a mesmas proporções, consequentemente.

Todas as entidades de intermediação financeira deverão ter como principal objetivo a concessão de crédito sustentável, visão a longo-prazo, com o objetivo de minimizar perdas e maximizar lucros (Jacobson e Roszbach, 2003).

A gestão do risco de crédito deve ser objetiva (baseada em elementos quantitativos) e subjetiva (baseada em elementos qualitativos), ou seja, cuidada individualmente, caso a caso, e com o auxílio de procedimentos estatísticos.

De modo a minimizar esse risco de crédito, desenvolvem-se modelos estatísticos na ajuda da tomada de decisão. As probabilidades associadas aos modelos passam a ter um papel preponderante nas análises estatísticas, sendo que, como menciona Neves (2012:401):

“As probabilidades podem ser atualizadas para quantificar o risco de uma aplicação. A média ou valor esperado representa a rendibilidade potencial da aplicação. A variância e desvio-padrão são medidas estatísticas mais utilizadas na quantificação do risco, sendo frequente usar o coeficiente de variação nas situações em que a rendibilidade média esperada dos ativos que pretendem comprar sejam diferentes.”

2.4 Modelos de riscos de crédito

Para Caouette et al (1998), os modelos de risco de crédito têm várias finalidades, nomeadamente: discutir a concessão ou não de crédito, avaliar o valor do mesmo, definir a melhor estratégia de cobrança e determinar os rácios do crédito.

Segundo Saunders e Allen (2002), os modelos de risco de crédito estão divididos em sistemas especialistas, modelos de *Credit Scoring*, modelos de *Rating Scoring* e modelos de Portfólio. Os três primeiros formam um grupo designado por Modelos de Classificação de Risco, sendo considerada a abordagem teórica tradicional. Já o último, baseia-se em teoria de carteiras e tem uma abordagem mais atual de modelos de risco de crédito.

2.5 Análise de crédito

O processo de concessão de crédito reúne um conjunto de informações sobre o tomador de crédito, o que implica dois tipos de análise: análise subjetiva e análise objetiva.

Estes dois tipos de análise referem o nível de exposição ao risco associado a cada cliente, ou seja, avalia a capacidade de este cumprir com as suas obrigações, tendo em conta os fatores que as empresas estudam no processo de avaliação.

Saunders e Allen (2002), afirmam que o conhecimento especializado de um avaliador, o seu julgamento subjetivo e a atribuição de pesos certos fatores-chave são implicitamente determinantes na decisão da concessão de crédito.

A análise subjetiva incorpora uma metodologia qualitativa e julgamentos subjetivos em relação à capacidade de cumprimento do devedor. Neste tipo de análise são utilizados critérios qualitativos e subjetivos.

Esta análise tem como ponto forte o facto de tratar cada caso com especificidade, mas, por outro lado, a principal desvantagem assenta na dependência na experiência do avaliador e o envolvimento pessoal do concedente de crédito.

Já na análise objetiva utiliza-se modelos estatísticos e econométricos tais como o *credit scoring* e modelos baseados na teoria de carteiras. A objetividade é um ponto forte deste tipo de análise, ou seja, o facto de as regras serem bem definidas em relação às características do cliente e às operações de crédito.

São vários os fatores que se pode ter em consideração na análise subjetiva do crédito, mas, de forma a simplificar este processo, o caminho mais viável é através da avaliação pelos C's do crédito. Segundo Gitman (1997:696), Ross, Westerfield e Jordan (1998:372), os analistas de crédito utilizam, frequentemente, informações relacionadas ao caráter, capacidade, capital, colateral e condições como importantes instrumentos de valor para decisão de concessão de crédito.

Este aglomerado de C's do crédito foram apresentados em 1972 por Weston e Brigham. E Silva (2000) acrescenta ainda um sexto C, designado por “conglomerado”:

1. **Caráter:** Informações referentes à índole, idoneidade e reputação do cliente;
2. **Capacidade:** Informações que possibilitem a avaliação das receitas e despesas do cliente de modo a perceber a capacidade de cumprimento das obrigações;
3. **Capital:** Informações referentes à estrutura de capital, endividamento, liquidez, lucro e outros índices financeiros obtidos por meio das demonstrações financeiras do cliente;
4. **Colateral:** Capacidade da pessoa individual ou coletiva para oferecer garantias ao empréstimo;
5. **Condições:** Informações referentes à capacidade do cliente ou dos administradores de se adaptarem a situações conjunturais, incluindo agilidade e flexibilidade de se adaptar e criar mecanismos de defesa;
6. **Conglomerado:** Informações sobre a situação de outras empresas situadas no mesmo grupo económico e como poderão afetar a empresa em estudo.

3. O Credit scoring

O *scoring* de crédito foi introduzido pela primeira vez, na década de 1940, e ao longo dos anos, evolui e desenvolveu-se significativamente. Na década de 1960, com a criação de cartões de crédito, bancos e outros emissores perceberam as vantagens de *scoring* no processo de concessão de crédito.

A utilização do *credit scoring* tem mostrado uma grande relevância nos processos de concessão de crédito das instituições, principalmente devido aos seus sistemas estatísticos melhorando assim a avaliação do *back office* das empresas.

O *credit scoring* consiste numa análise à qualidade do crédito, isto é, medir o risco de incumprimento do crédito tendo por base um conjunto de dados e características dos contraentes, ou seja, designadas por variáveis do empréstimo. Através desses dados, é construído um modelo que estime a probabilidade de os candidatos entrarem em incumprimento (Raymond, 2007).

Segundo Neves (2012) os sistemas de análise de risco de crédito classificam-se em dois tipos, os de *scoring* (pontuação) e os modelos de rating (notação de crédito). Os sistemas de *scoring* aplicam indicadores que permitem classificar o cliente de forma automatizada, gerando uma pontuação através de informação histórica.

Credit scoring é o conjunto de modelos de decisão e de técnicas implícitas que os credores se baseiam como ferramenta na concessão de crédito ao consumidor.

Estas técnicas decidem que está apto a aceder ao crédito, qual o valor contratado, e que estratégias operacionais irão melhorar a rentabilidade do investimento efetuado pelo mutuário para o credor (Thomas, Edelman e Crook, 2002).

É um método de avaliação do risco de crédito através de uma pontuação atribuída aos empréstimos requeridos com base nas diferentes características de um mutuário, credor e empréstimo. A fórmula produz uma estimativa da probabilidade ou do risco de incumprimento. A avaliação de crédito é um dos processos mais importantes nas instituições bancárias e, consequentemente nas “decisões de gestão de crédito” (Chakravarty e Jha, 2012).

Na década de 1980, a pontuação foi utilizada para outros fins, tais como na decisão de aprovação dos pedidos de empréstimo pessoal. Nos últimos anos, a pontuação de crédito tem sido utilizada para os

empréstimos à habitação, empréstimos para pequenas empresas e aplicações de seguros e renovações (Koh, Tan e Goh, 2004; Thomas, 2000 apud Yap, Ong e Husen, 2011).

Para Neves, os modelos de *scoring* podem ser de natureza teórica ou empírica. Os de natureza teórica têm por base de análise a experiência e sensibilidade do analista de crédito bem como dos seus conhecimentos, embora esta metodologia esteja fora do âmbito do que é exigido segundo a Supervisão e Acordos de Basileia II e III (2012) para instituições financeiras:

“Estes métodos têm a vantagem de fácil e rápida concessão, mas, porque a realidade é complexa, a perceção teórica e a sensibilidade do analista financeiro podem conduzir a um modelo ineficaz na seleção e classificação das empresas no seu grau de risco. Pior ainda quando, na prática, raramente existe controlo *a posteriori* da eficiência do sistema. Este sim, deveria ser uma exigência da Supervisão, de testar a qualidade dos sistemas de análise de risco de crédito com um *benchmarking* nacional.”

Através de técnicas estatísticas, os modelos empíricos conseguem-nos dar os rácios mais adequados e as ponderações mais acertadas, de modo a classificar um cliente com um grau de risco fiável. As práticas estatísticas dizem-se paramétricas ou não paramétricas. Nas paramétricas, tem-se as análises uni variadas e nas não paramétricas tem-se as multivariadas, onde predomina a análise discriminante (*logit* e *probit*) sendo a mais utilizada na análise de risco de crédito.

O paradigma em que se baseia o *credit scoring* é na aprendizagem dos clientes atuais, na identificação das características dos bons clientes, e na concessão de crédito a novos clientes com características semelhantes aos mais antigos. O método produz um score que a instituição financeira utiliza para posicionar o crédito em termos de risco e decidir quanto à concessão, ou não de crédito (Loretta, 1997 apud Pereira e Chorão, 2007).

3.1 Modelos de credit scoring

Fisher (1936) e Durand (1941) introduziram esta metodologia no mercado de forma a identificar quais os bons e os maus clientes de crédito.

Tal como já foi referido anteriormente, o *credit scoring* é uma forma de responder às necessidades dos negócios financeiros e uma medida de capacidade de crédito. Através de tabelas de pontuação, isto é, *scorecards* consegue-se prever a qual a probabilidade de uma empresa ou cliente individual não cumprir com um determinado pagamento futuro, cometer atos fraudulentos ou entrar em insolvência.

Thomas (2009), afirma que o *scoring* tem como principal objetivo melhorar o processo de seleção de bons clientes e reduzir as futuras perdas.

Lewis (1992) defende que a utilização do *credit scoring* para medir o risco de crédito é um processo onde todas as informações recolhidas, *a priori*, sobre um cliente são convertíveis em números e, *a posteriori*, esses valores são combinados entre si produzindo uma pontuação (*score*).

Se os modelos de avaliação ao risco de crédito se destinam a responder às necessidades financeiras de uma empresa, para a sua elaboração, são utilizados dados económicos, financeiros e patrimoniais dos clientes.

A escolha das variáveis a utilizar na estimação do modelo de *scoring* deve ter em conta características da empresa que definam a sua capacidade de cumprimento. Assim, deve-se atender ao facto que as empresas que cumprem com as suas obrigações apresentam um endividamento inferior, uma maior capacidade de gerar receitas e resultados, e rácios de liquidez e capital superiores, tal como afirmam Martinho e Antunes (2012).

Após uma seleção cuidada das variáveis a utilizar no modelo, são atribuídas ponderações de acordo com a importância de cada uma delas, baseadas nas políticas internas de crédito de cada avaliador. Depois, obtém-se um sistema de pontuação que pode ser utilizado conforme uma classificação de risco, delineada por escalas numéricas que, em resultado final, permitem decidir se o financiamento é concedido ou não.

O crédito é recusado aos candidatos com pontuações mais baixas e concedido aos que tiverem pontuações mais altas.

Com as pontuações de todos os clientes de uma carteira, é obtida uma pontuação mínima, ou seja, o ponto de corte (*cut-off score*). Este ponto de corte serve de base para a aprovação de crédito ou não, isto é, é a fronteira que delimita um bom e um mau cliente ou um cliente aceite e um cliente recusado.

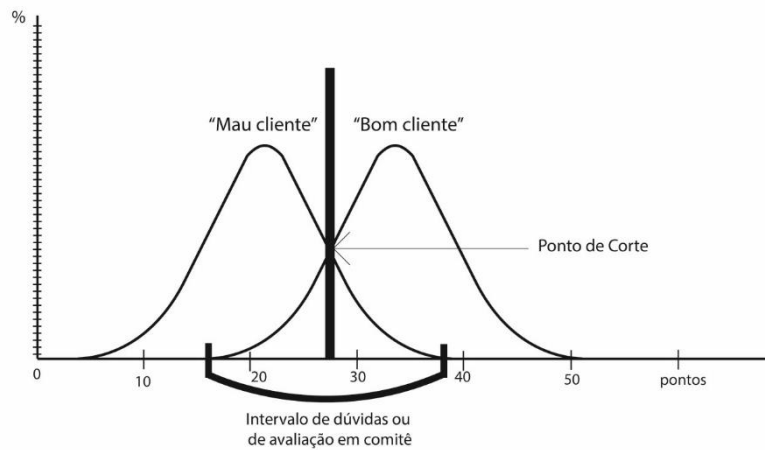


Figura 2- Ponte de corte e intervalo de dúvida- credit scoring

Fonte: Artigo: Avaliação da aplicabilidade de um modelo de *credit scoring* com variáveis sistêmicas e não-sistêmicas em carteiras de crédito bancário rotativo de pessoas físicas (José Odílio dos Santos e Rubens Famá (2007:109)

É também identificado um intervalo de dúvida em que, caso seja necessário o cliente é avaliado de forma mais profunda quando a sua pontuação for próxima do ponto de corte. Ou seja, é definido um intervalo estatístico de confiança nos limites do ponto corte de forma a melhor expor a política de exposição ao risco de cada cliente.

3.1.1 Tipos de modelos de scoring

Existem três modelos de *scoring* que serão analisados a seguir:

- **Scoring de aceitação**

A introdução dos modelos de *scoring* deu-se em 1960 com um tipo de modelo designado por *scoring* de aceitação, caracterizado pela sua forma consistente e rígida na análise de crédito. Os modelos de *scoring* de aceitação são aplicados na fase inicial do processo de análise servindo de auxiliares à tomada de decisão de concessão de crédito e preveem o respetivo risco de não pagamento futuro.

O risco é determinado após a concessão de crédito através da atribuição de uma pontuação às características que identificam o cliente e o pedido de crédito.

Com base nas características de cada cliente e sabendo que são evolutivas, estes modelos complementam os modelos de *scoring* comportamentais na medida em que se servem de “base dados históricos” no processo de análise, considerando as decisões antigas como exemplo. As variáveis explicativas utilizadas no processo de decisão de concessão de crédito variam conforme cada cliente em análise.

No *scoring* de aceitação utilizam-se, para empresas, as seguintes:

Empresas		
Dados Sociodemográficos	Dados Profissionais	Dados Financeiros
Idade dos Sócios/Gerentes	Setor de atividade Económica	Volume de Faturação Anual
Estado Civil dos Sócios/Gerentes	Número de Empregados	Encargos Anuais
Zona Geográfica	Antiguidade do Negócio	Existências
Tipo de Telefone de Contacto		Capital Social
		Outros Dados Financeiros Disponíveis

Tabela 1- Variáveis

Fonte: Adaptado: Fundamentos de Gestão de Crédito – 3ª Edição – Pág. 213

Cada tipo de dados, isto é, sociodemográficos, profissionais e financeiros são ponderados em simultâneo com os dados recolhidos para análise nomeadamente: o tipo de produto a financiar, o canal de

venda, valor da prestação a pagar, valor total do bem a financiar bem como a entrada inicial e ainda o prazo de crédito.

Para Gupta et al (2006) no *scoring* de aceitação a investigação aponta mais para um efeito de antecipação do comportamento dos clientes a partir do seu comportamento passado.

- ***Scoring* comportamental**

A vertente comportamental dos modelos de *scoring* consiste na avaliação dos clientes atuais com base na informação comportamental, permitindo a constante avaliação dos pedidos de concessão de crédito. Neste contexto, o limite de crédito é revisto periodicamente bem como a estratégia de cobrança por parte das instituições.

O *scoring* comportamental veio não só complementar o *scoring* de aceitação, mas também tornar mais robustos os resultados apresentados por este. Esta vertente permite controlar com mais rigor o risco associado às carteiras de crédito e adequar as estratégias de limite de crédito e cobranças para cada tipo de cliente.

Comparativamente com o *scoring* de aceitação, a perspetiva estática é eliminada na medida em que a relação entre cliente e credor assume um papel importante.

A partir das informações mais realistas e credíveis recolhidas pelos analistas é identificado qual o grau de cumpridor do cliente e, à medida que os credores se relacionam mais com os clientes, a cada novo pedido de crédito, é tido em conta o comportamento passado do cliente em prol da vertente de aceitação.

De modo a sintetizar a informação acima referida, a seguinte representação mostra a avaliação do crédito nas duas vertentes mencionadas:

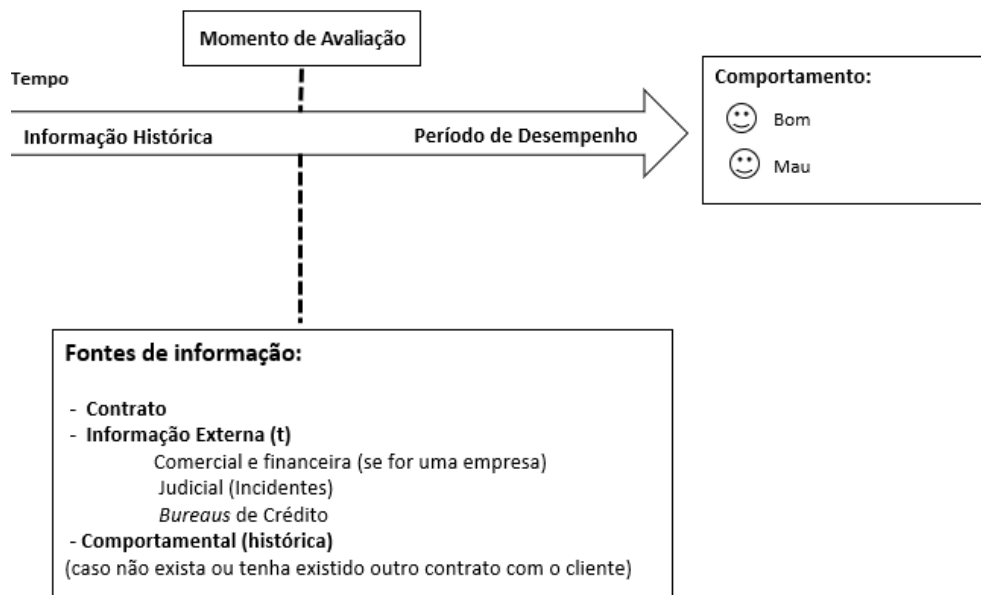


Figura 3- Processamento dos modelos de scoring

Fonte: Fundamentos de Gestão de Crédito – 3ª Edição – Pág. 213

No *scoring* comportamental as variáveis utilizadas são referentes à informação histórica da relação entre cliente e credor, tal como saldos médios, máximos e mínimos, as tendências de pagamento, o número de pagamentos em falta, o limite de crédito utilizado, entre outras. Para além destas, também são tidas em conta as informações pessoais de cada cliente como a idade, o código postal ou outras informações relevantes.

O *scoring* comportamental estrito utiliza para além das informações internas utiliza também a informação externa designada por *Bureaus* de Crédito.

Neste tipo de modelo, para além do cálculo do seu nível de risco de incumprimento, são efetuados vários ajustamentos no limite de crédito e os clientes são redistribuídos por segmentos de risco e de valor de modo a facilitar a criação de estratégias de cobrança. Tudo isto para além de conceder crédito a novos clientes com base nos atuais tal como referido anteriormente.

Associando o modelo de aceitação e o comportamental é possível obter as várias aplicações destes: concessão de crédito, aplicação de estratégias e, ações de cobranças, gestão de limites de créditos e da relação com o cliente.

Todas estas aplicações, conjuntamente, são uma mais-valia no mercado competitivo para as entidades.

Em suma:

	Novo cliente	Cliente atual
<i>Scoring de aceitação</i>	Conceder crédito Atribuir limite de crédito	Conceder crédito (clientes recentes com escasso histórico)
<i>Scoring comportamental</i>		Conceder crédito Ajustar limite de crédito Campanhas de marketing Ações de cobrança

Tabela 2- Aplicação do scoring

Fonte: Fundamentos da Gestão de Crédito – 3ª Edição – Pág. 214

- ***Bureau scoring***

O *Bureau scoring* avalia a informação do cliente através de uma visão determinística, estática e catalogadora.

Isto implica que ao longo do processo de análise são tidas em consideração, por exemplo, variáveis como o histórico de incumprimentos, a extensão de dívidas totais, tipos de créditos contratados a frequência de atividade nas operações de crédito.

Este tipo de modelo complementa os restantes tipos já mencionados, nomeadamente o de aceitação e comportamental. Tanto num modelo como noutro, com base em informações recolhidas junto de vários credores sobre o comportamento dos clientes, são estudadas as diferentes perspetivas da evolução do risco de crédito.

De modo a evitar ou eliminar as assimetrias de informação acerca desta temática, inclui-se no estudo deste modelo informações sobre o mercado reforçando a sua transparência. Assim sendo, o *bureau scoring* é importante neste aspeto na medida em que acrescenta consistência e rigor no processo de avaliação.

Quando surge no mercado uma nova entidade cujo objetivo seja a concessão de crédito, não tem informações próprias dos clientes a menos que adquira uma carteira de clientes de outra entidade.

Nesta perspetiva, o *bureau scoring* e os modelos de *scoring* são a prova de que mesmo sem um historial de informações sobre os clientes, é possível a utilização do *scoring* para uma tomada de decisão de crédito. Até porque, desde que existe o *bureau scoring*, é facilmente utilizável como ferramenta de recurso, funcionando assim como uma espécie de base de dados.

3.1.2 Custos e benefícios do modelo de scoring

Os custos e benefícios mais importantes da utilização dos modelos de *scoring* são os seguintes (Carvalho, 2009):

<i>Benefícios</i>	<i>Custos</i>
Política de crédito: maior flexibilidade nos ajustamentos necessários e facilidade de identificação de potenciais melhorias	Desenvolvimento: obtenção, estruturação e análise dos dados para identificar as regras e modelos mais satisfatórios
Decisões de crédito: enriquecidas com informação quantitativa, transparência e consistência acrescidas	Implementação: programar e colocar em produção as regras e modelos de scoring
Financeiros: redução dos custos com as análises de crédito, eficácia acrescida com o processo de cobrança, redução de perdas por incumprimento e preço ajustado ao risco de cada cliente	Operacionais: introdução de dados para processamento das avaliações
Satisfação dos clientes: incremento na lealdade dos clientes, através da prestação de um serviço de qualidade superior (mais rápido)	Política: erros cometidos com a eventual rejeição de bons pagadores e aceitação de maus
	Processuais: resistências concetuais internas ao <i>scoring</i>

Tabela 3- Benefícios e custos da utilização do scoring de crédito

Fonte: Carvalho (2009)

3.1.3 Vantagens dos modelos de credit scoring

O *credit scoring* tem-se desenvolvido ao longo de várias décadas desde a sua primeira introdução em 1940.

Com a introdução dos cartões de crédito, não só os bancos como outras instituições que concedem crédito perceberam as vantagens na utilização deste modelo no processo de tomada de decisão de concessão de crédito.

Na década de 1980, o modelo de *scoring* foi utilizado na aprovação de pedidos de empréstimos pessoais. Depois passou a ser utilizado em empréstimos à habitação para pequenas e grandes empresas e na aplicação de seguros e renovações (Koh, Tan, Goh, 2004; Thomas, 2000 apud Yap e Husen, 2011).

Para além de se tornar num contributo essencial para os analistas no processo de tomada de decisão, o modelo de *scoring* incorpora uma metodologia que permite resumir a necessidade de avaliação minuciosa do pessoal a longo-prazo.

Esta metodologia permite economizar o tempo de análise e de aprovação do pedido de crédito, reduzindo a subjetividade deste processo. Outro ponto a seu favor é o facto de aplicar os mesmos critérios a todos sem olhar a género, raça, religião ou outro tipo de características pessoais que possam, eventualmente, criar juízos de valor sobre os candidatos.

De um modo geral, o modelo de *scoring* permite agregar um conjunto de fatores exacerbado, que jamais o ser humano conseguia considerar sem o seu auxílio estatístico.

Em 2003 Chaia definiu as principais vantagens na utilização desta metodologia:

- **Consistência**

Modelos bem elaborados com base na experiência da instituição o que, permite tomar decisões tendo por base outras já existentes.

- **Facilidade**

Fácil e simples interpretação assim como a sua instalação.

- **Melhor organização de informação**

Informação sistematizada permite uma melhor organização, facilitando o processo de concessão de crédito.

- **Redução da metodologia subjetiva**

O seu método quantitativo diminui a subjetividade da avaliação do risco, devido às suas regras bem definidas.

- **Maior eficiência do processo**

Permite aos analistas maior facilidade no processo de concessão de crédito na medida em que reduz o tempo e aumenta a eficiência deste processo.

Em jeito de síntese, o modelo de *scoring* permite aos seus analistas tomar mais decisões, de forma mais fácil e em menos tempo. Desta forma a instituição torna-se mais competitiva no mercado em consequência do aumento de produtividade em relação às demais instituições que não utilizam este método.

Por fim, a abordagem estatística desta metodologia proporciona às empresas um conjunto de informação traduzida em gráficos e relatórios sobre as quais as conclusões podem ser tiradas por parte dos analistas, tornando a avaliação qualidade e com informação mais fiável e precisa.

3.1.4 Desvantagens e limitações dos modelos de *credit scoring*

Silva, em 2000, referiu que a principal limitação dos modelos de *scoring* é o aspeto temporal, isto é: “O tempo (a época) é uma das principais limitações apresentadas pelos modelos desenvolvidos a partir do uso da análise discriminante. Com o decorrer do tempo, tanto as variáveis quanto os seus pesos relativos sofrem alterações. As variáveis que, segundo a análise discriminante, são as que melhor classificam sob determinada conjuntura económica, podem não ser em outra situação.”

O mesmo defende Caouette et al (1998): “Um modelo de *credit scoring* pode degradar-se com o tempo se a população em que ele é aplicado diverge da população original que foi usada para construir o modelo.”

Já Chaia (2003), enumera as principais desvantagens desta metodologia, nomeadamente:

- **Custo de desenvolvimento**

Elevados custos de construção e manutenção deste tipo de modelos de modo a garantir o seu desenvolvimento.

- **Excesso de confiança nos modelos**

Os utilizadores destes modelos, devido à vertente estatística, apresentam maior confiança nos resultados por eles apresentados, não pondo em causa a sua fiabilidade aquando das primeiras utilizações.

- **Falta de dados adequados**

Deve ser garantida a qualidade e fidedignidade das informações recolhidas e geradas por parte dos analistas para não correr o risco de obter resultados não esperados.

- **Interpretação equivocada das classificações**

Os responsáveis pelo processo de análise e decisão da concessão de crédito devem ter o mínimo de formação na área uma vez que a falta de experiência para com estes modelos pode induzir em decisões erradas e conseqüentemente, trazer problemas para as instituições.

4. Desenvolvimento do modelo de scoring

Caoutte et al (1998) afirma que a construção de um modelo de risco de crédito exige, em primeiro lugar, a identificação das variáveis que podem provocar a ocorrência de incumprimento. De seguida, deve-se utilizar um conjunto de ferramentas para construir um modelo formal, com base num conjunto de dados que representem a carteira de crédito. Por último, o modelo é testado para entender se tem o desempenho a priori delineado.

Roda (2011) definiu o processo de atribuição de scoring nas seguintes etapas:

- Recolha de informação económico-financeira;
- Cálculo de rácios financeiros;
- Definição de variáveis socioeconómicas;
- Definição do modelo estatístico a utilizar;
- Atribuição do score à entidade em análise.

Emel, Oral, Reisman e Yolalan (2003) defendem que um Modelo de *Scoring* é desenvolvido ao longo de sete etapas, tal como sugere a figura seguinte:

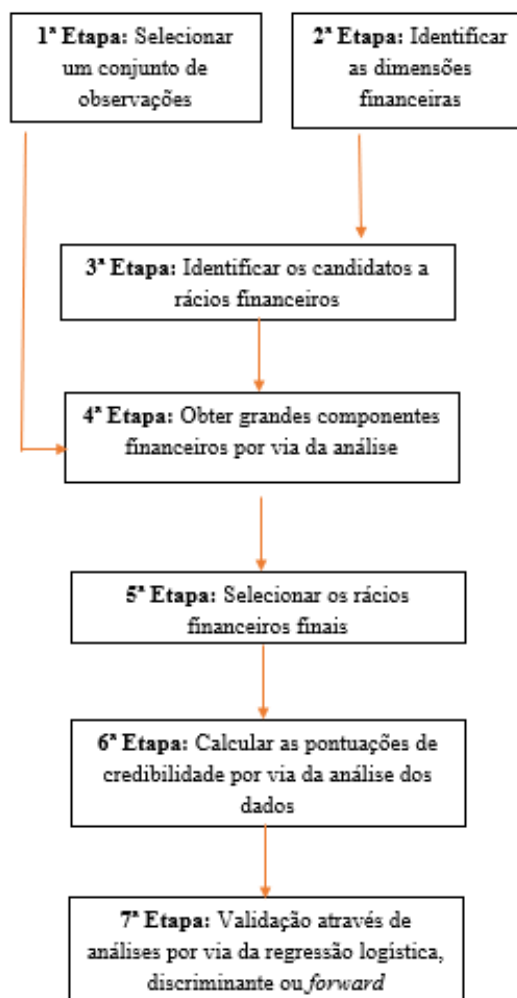


Figura 4- Fluxograma de abordagem utilizada no modelo de scoring

Fonte: Socio-Economic Planning Sciences - Pág.108

• 1ª Etapa

A primeira etapa consiste na escolha de um conjunto de observações a utilizar no modelo.

Nesta etapa devem ser consideradas empresas ao mesmo nível setorial, o que se torna bastante difícil uma vez que as condições de operação em cada setor variam significativamente sendo que tal é refletido nas respetivas demonstrações financeiras.

• 2ª Etapa

São cinco as dimensões utilizadas na atribuição do *score* de crédito:

- I. **Capacidade:** Capacidade de pagamento;
- II. **Carácter:** Vontade de pagar;
- III. **Capital:** Riqueza do mutuário;
- IV. **Garantias:** Segurança, se necessário;
- V. Condições externas e económicas.

Tal como referido anteriormente, estas cinco dimensões são uma ferramenta importante na determinação da probabilidade de um devedor cumprir com prazos e valores estipulados e não entrar em incumprimento.

O campo financeiro entra aqui como uma forma de calcular os pontos I e III acima mencionados onde são analisadas dimensões como:

- 1. Liquidez;
- 2. Atividade;
- 3. Estrutura Financeira;
- 4. Rentabilidade;
- 5. Crescimento e;
- 6. Fluxo de Recursos.

• 3ª Etapa

As dimensões acima mencionadas são calculadas através de rácios financeiros que, entre si, apresentam semelhanças quer em termos de interpretações financeiras ou em termos de propriedades matemáticas. Essas semelhanças são analisadas na etapa seguinte.

• 4ª Etapa

O objetivo desta etapa consiste em agrupar as variáveis semelhantes de modo a reduzir os dados inicialmente estipulados.

O problema neste patamar será a dificuldade em analisar as inter-relações entre um número exagerado de variáveis e depois explicar essas variáveis em termos das suas ligações tácitas comuns.

Pretende-se que os rácios financeiros que pertencem ao mesmo fator sejam considerados como medidas de uma dimensão similar da empresa. Assim torna-se mais fácil definir quais os rácios que devem ser incluídos no algoritmo do *scoring* para evitar a multicolineariedade entre as variáveis.

Tudo isto vai permitir aos analistas financeiros a ponderação de diferentes dimensões financeiras setoriais tornando a análise mais diversificada e significativa.

• 5ª Etapa

A seleção final dos indicadores financeiros advém da análise fatorial, opinião de analistas e em sugestões de análises literárias. Desta forma é assegurado o conjunto necessário de indicadores financeiros, não faltando as relações matemáticas entre os índices.

• 6ª Etapa

Para suprimir os efeitos do tamanho da escala num estudo desta natureza são utilizados índices financeiros, tal como já referido anteriormente.

O *score* obtido é o culminar de um rácio com dois rácios lineares combinados.

Stephanou e Mendoza (2005) definiram com principais variáveis de estudo:

Tipo de Contraparte	Categoria da Informação	Variáveis
Empresas	Tipo	Setor
		Zona Geográfica
		Antiguidade da Empresa
		Ativo Total
		Vendas Totais
		Capital Próprio
	Rácios Financeiros	Capital Próprio/Ativo
		Dívida/Capital Próprio
		Vendas/Ativo
	Rendibilidade	Rendibilidade histórica

		Taxa de Crescimento da Rendibilidade
		Resultados/Ativo
		Resultados/Custo
	Informação de Mercado	Volatilidade da Cotação
		Rating das Agências
Retalho	Informação Pessoal	Rendimento
		Idade
		Profissão
		Valor do Automóvel
	Informação Financeira	Número de empréstimos
		Número do cartão de crédito
		Saída em cada cartão ou empréstimo
		Incumprimentos nos últimos 3 anos

Tabela 4-Fatores utilizados na construção de modelos (Stephanou e Mendoza 2005)

Fonte: Fundamentos da Gestão de Crédito – Pág.140,141

• 7ª Etapa

Por último, são escolhidas as estatísticas de análises de dados, nomeadamente: regressão linear, regressão logística (ou análise *logit*) e análise discriminante.

5. Aplicação do modelo

5.1 Metodologia de trabalho

Quando se faz um estudo desta natureza o primeiro modelo a ser aplicado é o da regressão linear. Neste caso, usou-se o modelo de regressão linear múltipla na medida em que existem mais do que uma variável independente em questão.

Um modelo de regressão é utilizado quando é necessário modelar relações entre variáveis em função de dar resposta a uma variável dependente dessas variáveis.

Ferrão (2003) defende que os modelos de regressão são técnicas estatísticas utilizadas para investigar a relação existente entre as variáveis abordadas no estudo.

Estas relações dizem-se funcionais quando a variável dependente varia em função das variáveis independentes, ou podem ser de mera associação, quando nenhuma das variáveis pode ser tida como dependente da outra ou apenas que elas variam em conjunto.

Quando falamos de variável dependente significa que existe uma relação do tipo causa-efeito, isto é, o que acontece nas variáveis independentes tem efeito na variável resposta.

Este tipo de relação nem sempre é fácil demonstrar e por isso, os modelos de regressão linear ajudam a modelar as relações funcionais independentemente de existir ou não uma relação causa-efeito.

Um modelo de regressão linear múltipla (MRLM) descreve uma relação entre várias variáveis independentes (explicativas) X e uma variável dependente (resposta) Y, nos termos seguintes:

$$Y = \beta_0 + \beta_1 x_1 + \beta_2 x_2 + \dots + \beta_k x_k + e_i$$

Em geral, a variável dependente ou resposta Y pode estar relacionada com k variáveis explicativas ou independentes, ou seja, a variável Y é modelada como função linear de vetores dimensionais, onde o número de atributos preditores é variável e os parâmetros $\beta_j = 0, \dots, k$ designam-se por coeficientes de regressão.

Utilizou-se então um valor dicotómico ou binário para a variável dependente, com valor 0 ou 1, a depender da ocorrência ou não do evento considerado. A partir desse valor dicotómico, a regressão linear calculará a probabilidade desse evento acontecer ou não, conforme a função de distribuição.

Utilizou-se o método *enter* que se caracteriza por incorporar no modelo todas as variáveis em estudo, mas, só se deve utilizar assim quando se tem a certeza que todas as variáveis são necessárias para estimar os parâmetros do modelo.

Para a estimação do modelo usou-se como ferramenta o programa estatístico designado por SPSS que, segundo Maroco (2003) é o sistema mais utilizado no âmbito das ciências sociais. Maroco (2003) afirma que a análise dos dados neste programa é dividida em quatro etapas, nomeadamente:

1. Introdução da amostra de dados
2. Selecionar o tipo de procedimento
3. Escolher a variáveis a analisar
4. Interpretação de dados

5.2 Variáveis dependentes e independentes

As variáveis explicativas do Modelo de *Credit Scoring* dizem respeito aos índices utilizados para caracterizar a situação económico-financeira das empresas, obtidas através dos cálculos das suas demonstrações financeiras de 2017.

Perante uma base de dados composta por 200 clientes cujo o pedido de crédito foi recusado e atualmente se mantêm operacionais, o objetivo deste estudo é analisar se a decisão por parte do Grupo JAP foi bem tomada uma vez que os indicadores atuais mostram que realmente os clientes não tinham condições para cumprir com as prestações de crédito ou se pelo o contrário, a empresa teria capacidade de arrecadar com as prestações contratuais.

As demonstrações financeiras das empresas em estudo foram retiradas da plataforma Ibérica SABI composta por uma base de dados que inclui informações económico-financeiras de 700.000 empresas portuguesas e 2.500.000 espanholas.

As escolhas das variáveis para aplicação do modelo foram feitas tendo em conta a tipicidade das variáveis utilizadas com base na regressão linear múltipla nos estudos desta natureza, isto é, variáveis que consigam explicar a situação económica e financeira de uma empresa e que forneçam informações viáveis.

Posto isto as variáveis utilizadas foram as seguintes:

Tipo de Variável	Nome	Código
Dependente	Taxa de Rendibilidade	TX_REND
Independente	Passivo Total	Passivo
	Vendas Totais	Vendas
	Capital Próprio	CP
	Resultado Líquido do Período	RLP
	Resultados Correntes	RC
	Estrutura	Estrutura
	Funcionamento	Func

Tabela 5 - Variáveis dependente e independentes

Fonte: Elaboração Própria

Em que:

Rácios Financeiros	Fórmula
Estrutura	CP/Ativo
Funcionamento	Vendas/Ativo
Taxa de Rendibilidade	RC/Ativo

Tabela 6 - Rácios financeiros

Fonte: Elaboração Própria

5.3 Estimação do modelo de regressão linear múltiplo

5.3.1 Variáveis em estudo

As estatísticas descritivas representam, de uma mais compreensível, a informação que nos é dada sobre as variáveis em estudo.

Guimarães e Cabral em 1997, afirmaram que a estatísticas descritivas são utilizadas devido à incapacidade que, normalmente, a mente humana tem de assimilar e interpretar conjuntos significativos de dados que lhe sejam apresentados de forma desorganizada, sendo então necessário um esforço de classificação dos dados e de síntese da informação neles contida.

	Estatísticas Descritivas				
	Nº de Observações	Mínimo	Máximo	Média	Desvio Padrão
Ativo	200	894.00	524,047,102.00	14,655,448.00	56,106,214.00
Passivo	200	858.00	484,462,444.00	11,174,140.00	48,514,881.00
Vendas	200	0.00	133,652,482.00	7,409,393.70	20,599,334.00
CP	200	- 12,649,763.00	85,744,571.00	3,481,308.00	11,657,864.00
RLP	200	- 26,446,042.00	13,946,296.00	150,788.34	2,377,190.30
RC	200	- 29,612,720.00	17,129,345.00	208,051.58	2,764,381.50
TX_REND	200	-2.81	2.03	-0.02	0.35
Estrutura	200	-8.04	0.94	0.09	0.85
Func	200	0.00	16.10	1.72	2.00

Tabela 7- Estatísticas descritivas das variáveis em estudo

Fonte: Elaboração própria com recurso ao SPSS

Por consulta à tabela 7 podemos concluir que o Ativo e o Passivo apresentam desvio-padrão maior.

O Ativo apresenta um mínimo de 894 e um máximo de 524,047,102.00€. Apresenta uma média de 14,655,448.00€.

Já o Passivo apresenta mínimo de 858 e máximo de 484,462,444.00€. A sua média ronda os 48,514,881.00€.

Tanto o CP, como o RLP e o RC apresentam valores mínimos negativos

Variáveis Inseridas/Removidas ^a			
Modelo	Variáveis inseridas	Variáveis removidas	Método
1	Func, RLP, Vendas, Estrutura, Passivo, CP, RC ^b	.	<i>Enter</i>
a. Variável Dependente: TX_REND			
b. Tolerância = ,000 limite atingido.			

Tabela 8- Variáveis inseridas

Fonte: Elaboração própria com recurso ao SPSS

A tabela mostra as variáveis incluídas no modelo através do método *enter*, que significa que todas foram incluídas na regressão linear.

5.3.2 Sumarização do modelo

Sumarização do modelo				
Modelo	R	R quadrado	R quadrado ajustado	Erro padrão da estimativa
1	,683 ^a	,467	,447	,2621748900 00000
a. Preditores: (Constante), Func, RLP, Vendas, Estrutura, Passivo, CP, RC				

Tabela 9-Sumarização do modelo

Fonte: Elaboração própria com recurso ao SPSS

O coeficiente de determinação, também chamado de R^2 , é uma medida de ajustamento de um modelo estatístico linear generalizado, como a regressão linear, em relação aos valores observados. O R^2 varia entre 0 e 1, indicando, em percentagem, o quanto o modelo consegue explicar os valores observados. Quanto maior o R^2 , mais explicativo é o modelo, melhor ele se ajusta à amostra.

Sendo $R^2=0.467$ podemos afirmar que 46.70% da variabilidade total da taxa de crescimento da rentabilidade (y) é explicada pelas variáveis independentes presentes no modelo de regressão linear.

O coeficiente de correlação $R = 0.683$, apresenta uma relação de intensidade relativamente moderada entre os valores observados e os estimados pela TX_REND.

O coeficiente de correlação ajustado $R^2_{ajustado} = 0.447$, mostra que 44.70% da variância da TX_REND é explicada pelo modelo.

O erro padrão de regressão mede a precisão das estimativas, verificando-se que, em média, os erros de prognóstico são de 26.22%.

A estimativa da \sqrt{MQE} levanta a questão se ρ^2 é significativamente diferente de 0, ou seja, se o modelo ajustado é significativo.

5.3.3 Teste de significância

Em problemas de regressão linear, certos testes de hipóteses acerca dos parâmetros do modelo e estimativas de confiança desses parâmetros, são úteis para medir a utilidade do modelo.

O teste de significância da regressão F é um teste de hipóteses para determinar se existe, ou não, uma relação linear entre a variável resposta y (dependente) e as variáveis explicativas (independentes) x_1, x_2, \dots, x_k , ou seja, se as variáveis independentes influenciam a variável dependente e determinar se é possível fazer previsões para a variável dependente, taxa de rentabilidade.

A ideia é perceber se existe pelo menos uma variável independente com coeficiente nulo.

As hipóteses em causa são:

$$H_0: \beta_1, \beta_2, \dots, \beta_k = 0$$

$$H_1: \text{pelo menos um } \beta_j \neq 0$$

Quando rejeitamos H_0 significa que pelo menos uma das variáveis x_1, x_2, \dots, x_k contribui significativamente para o modelo, ou seja, a variação da taxa de rentabilidade pode ser, mesmo que parcialmente, explicada pelo valor que as variáveis explicativas tomam.

O procedimento de teste envolve a utilização dos resultados da análise de variância - ANOVA (ANalysis Of VAriance).

No caso do nosso modelo, estimou-se que:

ANOVA ^a						
Modelo		Soma dos Quadrados	gl	Quadrado Médio	F	Sig.
1	Regressão	11,544	7	1,649	23,992	,000 ^b
	Resíduo	13,197	192	,069		
	Total	24,741	199			
a. Variável Dependente: TX_REND						
b. Preditores: (Constante), Func, RLP, Vendas, Estrutura, Passivo, CP, RC						

Tabela 10- ANOVA

Fonte: Elaboração própria com recurso ao SPSS

Obtemos o valor $F = 23.992$ com 7 e 192 g.l. Esta estatística de teste tem associada um $p < 0.001$ (Sig.=.000) para um nível de significância de 5%, pelo que podemos rejeitar H_0 em favor de um H_1 , o que quer dizer que pelo menos uma variável contribui significativamente para o modelo.

O modelo é estatisticamente significativo quando:

$$F > f(\alpha; k; n-p)$$

$$\Leftrightarrow F > f(0.05; 7; 192)$$

$$\Leftrightarrow F > 2.85$$

$$F = \frac{\frac{sqr}{k}}{\frac{sqr}{n-p}} = \frac{\frac{11.544}{7}}{\frac{13.197}{192}} = \frac{1.64914285714}{0.068734375} = 23.9929854187 \cong 23.99$$

Ou seja, $23.99 > 2.85$, logo o modelo é estatisticamente significativo.

5.3.4 Estimação do modelo

Após verificar a significância do modelo são estimados os coeficientes do mesmo, nomeadamente:

Coeficientes ^a						
Modelo		Coeficientes não padronizados		Coeficientes padronizados	t	Sig.
		B	Erro Padrão	Beta		
1	(Constante)	-,002	,030		-,065	,948
	Passivo	-5,242E-10	,000	-,072	-,843	,401
	Vendas	6,041E-10	,000	,035	,437	,662
	CP	-3,763E-9	,000	-,124	-1,445	,150
	RLP	-3,364E-7	,000	-2,268	-2,205	,029
	RC	2,986E-7	,000	2,341	2,273	,024
	Estrutura	,249	,028	,596	8,842	,000
	Func	-,021	,012	-,117	-1,712	,088
a. Variável Dependente: TX_REND						

Tabela 11- Coeficientes

Fonte: Elaboração própria com recurso ao SPSS

Para um nível de significância de 5% provamos que, à exceção do ativo, todas as variáveis são estatisticamente relevantes para o modelo.

Podemos então escrever o modelo consultando a Tabela 11 através da coluna dos coeficientes padronizados e não padronizados:

$$\begin{aligned}
 \widehat{TX_REND} = & -0.002 + 0.0000000005242 \text{ Passivo} + 0.0000000006041 \text{ Vendas} \\
 & - 0.000000003763 \text{ CP} - 0.0000003364 \text{ RLP} + 0.0000002986 \text{ RC} \\
 & + 0.249 \text{ Estrutura} - 0.021 \text{ Func}
 \end{aligned}$$

5.3.5 Exclusão de variáveis

A multicolineariedade é um problema comum nas regressões, no qual as variáveis independentes possuem relações lineares exatas ou aproximadamente exatas. O indício mais claro da existência da multicolineariedade é quando o R^2 é bastante alto, mas nenhum dos coeficientes da regressão é estatisticamente significativo segundo a estatística T convencional.

As consequências da multicolineariedade numa regressão são a de erros-padrão elevados no caso da multicolineariedade moderada ou severa e até mesmo a impossibilidade de qualquer estimação se a multicolineariedade for perfeita.

Variáveis Excluídas ^a						
Modelo		Beta In	t	Sig.	Correlação parcial	Estatísticas de colinearidade
						Tolerância
1	Ativo	. ^b	.	.	.	,000
a. Variável Dependente: TX_REND						
b. Preditores no Modelo: (Constante), Func, RLE, Vendas, Estrutura, Passivo, CP, RC						

Tabela 12- Variáveis excluídas

Fonte: Elaboração própria com recurso ao SPSS

O ativo foi excluído automaticamente do modelo. O próximo passo é fazer a correlação das variáveis para entender porquê.

5.3.5.1 Análise da correlação

A correlação procura medir o grau de relacionamento ou associação entre variáveis que varia entre -1 e 1. Este valor é dado pelo coeficiente de correlação, designado por R.

A correlação fornece informação acerca do que se espera para uma variável com base no conhecimento de outra.

A relação é positiva perfeita quando a correlação assume o valor de 1 e negativa perfeita quando é -1. Quando a relação é difusa ou linear R toma o valor de 0, significando que duas variáveis não dependem uma da outra.

Quanto mais próximo estiver o valor de 1 melhor é a relação entre elas e quando mais próximo de 0 significa que não existe relação entre elas. O coeficiente de correlação de uma variável e ela mesma é igual a 1. Quando a análise da correlação está presente entre duas variáveis designamos por colinieriedade e, quando está presente em mais do que duas variáveis o termo a usar é multicolinieriedade.

Para o estudo em causa foram usados como base de classificação os seguintes intervalos:

Valor de ρ	Interpretação
0.00 – 0.19	Correlação Muito Fraca
0.20-0.39	Correlação Fraca
0.40-0.69	Correlação Moderada
0.70-0.89	Correlação Forte
0.90-1.00	Correlação Muito Forte

Tabela 13-Possíveis intervalos de interpretação da correlação

Fonte: <http://leg.ufpr.br/~silvia/CE003/node74.html> - Acesso realizado a 26/09/2018

Variáveis	Correlações								
	Ativo	Passivo	Vendas	CP	RLP	RC	TX_REND	Estrutura	Func
Ativo	1	,986**	,671**	,711**	0.014	0.062	0.024	0.045	-,159*
Passivo	,986**	1	,607**	,582**	-0.063	-0.015	0.015	0.022	-,147*
Vendas	,671**	,607**	1	,703**	0.118	,151*	0.055	0.099	-0.036
CP	,711**	,582**	,703**	1	,327**	,360**	0.054	0.127	-,154*
RLP	0.014	-0.063	0.118	,327**	1	,997**	0.071	0.057	-0.014
RC	0.062	-0.015	,151*	,360**	,997**	1	0.079	0.061	-0.017
TX_REND	0.024	0.015	0.055	0.054	0.071	0.079	1	,665**	-,452**
Estrutura	0.045	0.022	0.099	0.127	0.057	0.061	,665**	1	-,596**
Func	-,159*	-,147*	-0.036	-,154*	-0.014	-0.017	-,452**	-,596**	1

**. A correlação é significativa no nível 0,01 (bilateral).

*. A correlação é significativa no nível 0,05 (bilateral).

Tabela 14- Correlação entre as variáveis

Fonte: Elaboração própria com recurso ao SPSS

Cores	Correlação
	Negativa
	Muito Fraca
	Fraca
	Moderada
	Forte
	Muito Forte
	Positiva Perfeita

Tabela 15-Legenda da correlação

Fonte: Elaboração própria com recurso ao SPSS

•Ativo

Esta variável independente apresenta uma relação muito forte com o passivo, forte com o capital próprio e moderada para com a vendas.

A relação para com a o funcionamento é negativa, ou seja, não existe qualquer relação com a esta variável independente.

Quanto às restantes variáveis a relação é muito fraca.

•Passivo

A nível do passivo, apresenta uma relação muito forte a nível do ativo, isto é o R varia entre 0.9 e 1, tal como referido anteriormente. Para com o capital próprio e com as vendas a relação é moderada.

Não existe qualquer tipo de relação com o resultado líquido do período, os resultados correntes e o funcionamento.

Com as restantes a relação é muito fraca.

• **Vendas**

A correlação das vendas face a outras variáveis é moderada relativamente ao ativo (0.671) e ao passivo (0.607) e forte em relação ao capital próprio, nomeadamente com 0.703.

Quanto ao funcionamento este apresenta correlação negativa na medida em que R se quantifica em valores <0 . As restantes variáveis apresentam uma correlação muito fraca.

• **Capital Próprio**

No capital próprio, o R apresenta valores classificados como correlações Fortes relativamente ao ativo e às vendas,

Face ao passivo a correlação é moderada e fraca nos resultados líquidos do período e nos resultados correntes.

• **Resultado Líquido do Período**

O resultado líquido do período tem uma correlação fraca com o capital próprio e muito forte ou quase perfeita, com os resultados correntes (0.997).

Face às restantes variáveis os resultados do R ficam-se por correlações negativas e muito fracas.

A relação com o funcionamento, mais uma vez, e o passivo é negativa e face às restantes observa-se uma correlação muito fraca.

• **Resultados Correntes**

Nos resultados correntes, o R apresenta correlações fracas em relação às vendas (0.360) e muito fortes, ou quase perfeitas, nos resultados líquidos do período (0.997).

Face às demais variáveis segue-se o padrão equivalente às relações do RLP.

• **Taxa de Crescimento da Rendibilidade**

A variável dependente apresenta uma correlação moderada face à variável da estrutura, e nula em relação ao funcionamento.

Nas outras variáveis a correlação é muito fraca variando entre 0 e 0.19.

• **Estrutura**

Esta variável independente é correlacionada com a taxa de crescimento da rendibilidade de forma moderada (0.665).

Apresenta uma correlação negativa face ao tipo de sociedade e muito fraca face às restantes.

• **Funcionamento**

No funcionamento o R apresenta correlações negativas em relação a todas as variáveis à exceção da relação com ela própria que, tal como definimos anteriormente, é sempre 1.

5.3.6 Estimação do modelo ajustado

A estimação de um modelo ajustado é feita com base no *p-value* das variáveis inicialmente escolhidas.

Quando o *p-value* é superior ao nível de significância excluimos as variáveis em questão.

Assim sendo, temos que:

Variáveis Inseridas/Removidas ^a			
Modelo	Variáveis inseridas	Variáveis removidas	Método
1	Estrutura, RLP, RC ^b	Ativo, Passivo, Vendas, CP, Func.	Inserir
a. Variável Dependente: TX_REND			
b. Todas as variáveis solicitadas inseridas.			

Tabela 16-Variáveis inseridas e removidas no modelo ajustado

Fonte: Elaboração própria com recurso ao SPSS

Sumarização do modelo				
Modelo	R	R quadrado	R quadrado ajustado	Erro padrão da estimativa
1	,670 ^a	,449	,440	,2637767854
a. Preditores: (Constante), RC, Estrutura, RLP				

Tabela 17-Sumarização do modelo ajustado

Fonte: Elaboração própria com recurso ao SPSS

Sendo $R^2 = 0.449$ podemos afirmar que 44.90% da variabilidade total da taxa de rentabilidade é explicada pelas variáveis independentes presentes no modelo de regressão linear ajustado.

O coeficiente de correlação $R = 0.670$, apresenta uma relação de intensidade relativamente moderada entre os valores observados e os estimados pela TX_REND.

O coeficiente de correlação ajustado $R^2_{ajustado} = 0.440$, mostra que 44.40% da variância da TX_RENDER é explicada pelo modelo.

O erro padrão de regressão mede a precisão das estimativas, verificando-se que, em média, os erros de prognóstico são de 26.38%.

A estimativa da \sqrt{MQE} levanta a questão se ρ^2 é significativamente diferente de 0, ou seja, se o modelo ajustado é significativo. Então, pela tabela seguinte, temos que:

ANOVA ^a						
Modelo		Soma dos Quadrados	gl	Quadrado Médio	F	Sig.
1	Regressão	11,104	3	3,701	53,195	,000 ^b
	Resíduo	13,637	196	,070		
	Total	24,741	199			
a. Variável Dependente: TX_RENDER						
b. Preditores: (Constante), Func, RLP, Estrutura						

Tabela 18-Análise da variância do modelo ajustado

Fonte: Elaboração própria com recurso ao SPSS

Obtemos o valor $F = 53.195$ com 3 e 196 g.l. Esta estatística de teste tem associada um $p < 0.001$ (Sig.=.000) para um nível de significância de 5%, pelo que podemos rejeitar H_0 em favor de um H_1 .

O modelo é estatisticamente significativo quando:

$$F > f(\alpha; k; n-p)$$

$$\Leftrightarrow F > f(0.05; 3; 196)$$

$$\Leftrightarrow F > 4.54$$

$$F = \frac{\frac{sqr}{k}}{\frac{sqe}{n-p}} = \frac{\frac{11.104}{3}}{\frac{13.637}{196}} = \frac{3.701333333}{0.0695765306} = 53.1980152083 \cong 53.20$$

Ou seja, $53.20 > 4.54$, logo o modelo é estatisticamente significativo.

Coeficientes ^a						
Modelo		Coeficientes não padronizados		Coeficientes padronizados	t	Sig.
		B	Erro Padrão	Beta		
1	(Constante)	-,048	,019		-2,533	,012
	RLP	-1,526E-7	,000	-1,029	-1,371	,172
	Estrutura	,275	,022	,659	12,390	,000
	RC	1,358E-7	,000	1,065	1,419	,158
a. Variável Dependente: TX_REND						

Tabela 19 - Coeficientes

Fonte: Elaboração própria com recurso ao SPSS

Mas apenas utilizamos o as variáveis cujo $p - \text{value} > 0.05$, posto isto o nosso modelo estimado será:

$$\widehat{TX_REND} = -0.48 + 0.275 \text{ Estrutura}$$

Este novo modelo é um ajustamento às incoerências do primeiro modelo, mostrando que é significativamente melhor que o modelo inicial em termos globais.

5.4 Análise do histograma e da distribuição normal

Antes de fazer qualquer análise, é necessário perceber se a nossa variável dependente segue ou não uma distribuição normal. Essa percepção é feita através de um histograma.

Um histograma é um gráfico de frequência que tem por objetivo ilustrar como uma determinada amostra ou população de dados está distribuída, medindo quantas vezes temos determinado valor dentro da nossa distribuição de dados.

Depois de quantificar e classificar a nossa amostra é importante distribuí-la de forma mais perceptível uma vez que se trata de uma mostra consideravelmente grande.

Após a distribuição, o histograma dá-nos três pontos importantes:

1. **Centralidade:** Qual é o centro da nossa distribuição? Onde é esperado que esteja a maioria das observações?
2. **Amplitude:** A distribuição normalmente contém observações entre quais valores? Qual o ponto máximo e mínimo?
3. **Simetria:** Será que o nosso processo é simétrico ou valores mais altos são raros?

A distribuição normal, ou Gaussiana, é considerada a distribuição contínua mais importante da Estatística uma vez que para além de descrever uma série de fenómenos físicos e financeiros, é bastante utilizada na estatística inferencial e constituída pelo seus parâmetro da média e do desvio-padrão, que permitem determinar as probabilidades desejadas.

Um dos fatores que torna esta distribuição importante é, por exemplo, o Teorema do Limite Central que, apesar dos dados não estarem distribuídos segundo uma normal, a média dos dados tende uma distribuição normal à medida que a quantidade de dados aumenta.

A distribuição é normal quando tem forma de “sino”:

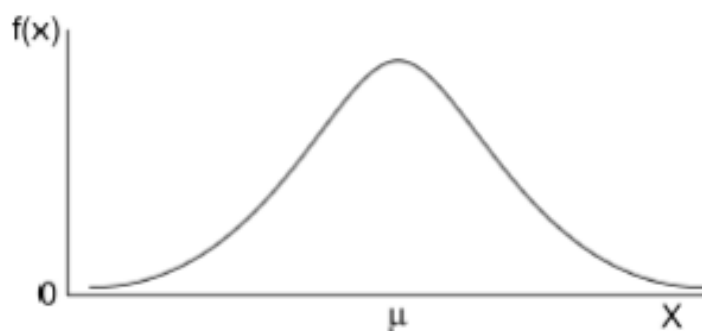


Figura 5 – Distribuição normal

Fonte: <https://admunian.files.wordpress.com/2014/10/aula-de-estatistica-20-de-outubro.pdf> - Acesso realizado a 23/10/2018

Uma variável aleatória contínua X tem distribuição normal se a função densidade de probabilidade é dada por:

$$f(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma^2}} \exp \left[-\frac{1}{2} \left(\frac{x - \mu}{\sigma} \right)^2 \right], x \in (-\infty, \infty)$$

Usamos a notação:

$$X \sim N(\mu, \sigma^2)$$

A distribuição normal padronizada tem média e desvio-padrão iguais a:

$$\mu = 0 \text{ e } \sigma = 1$$

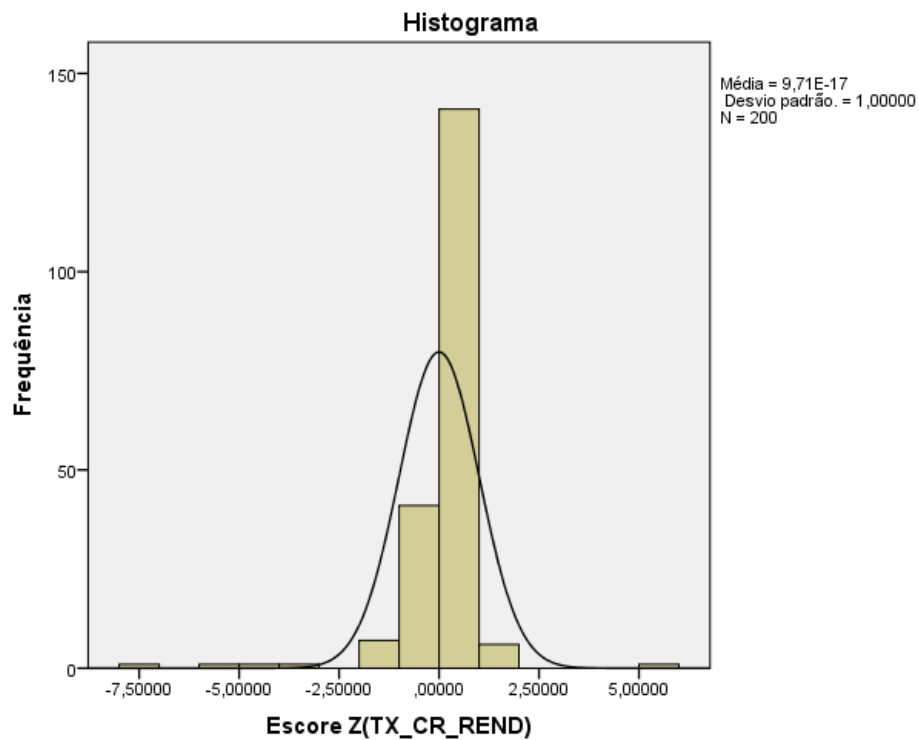


Figura 6 – Histograma da distribuição

Fonte: Elaboração própria com recurso ao SPSS

Tendo em conta o nosso histograma, percebemos facilmente que este é razoavelmente semelhante a uma distribuição normal. Apresenta-se um pouco menos achatado que uma distribuição dita normal e não totalmente simétrico, contudo mostra-se sob a forma de um “sino” ainda que não seja perfeito. Relativamente às caudas, estas apresentam uma ligeira diferença na quantidade de observações que tem na cauda esquerda face à da direita.

Assim sendo, significa que a nossa variável dependente foi bem escolhida.

5.6. Teste *T-Student*

Para determinar quais as empresas que foram bem ou mal rejeitadas, necessitamos do valor do teste de *T-Student*.

O teste de *T-Student* é um teste de hipóteses que usa conceitos estatísticos para rejeitar ou não uma hipótese nula quando a estatística de teste (*t*) segue uma distribuição *T-Student*. Esta distribuição começa por ser normal, mas a variância da população passa de σ^2 para δ^2 uma vez que foram retiradas de uma população uma amostra, tornando-se assim numa *T-Student*.

Este teste permite comparar uma amostra com uma população ou duas amostras pareadas ou independentes e aplica-se a planos amostrais onde se deseja comparar dois grupos independentes. No nosso caso, foram extraídos “indivíduos” da mesma população e foram alocados a um dos dois tratamentos em estudo, isto é, de uma amostra inicial de clientes reprovados e aceites no pedido de crédito, retiraram-se 200 reprovados para perceber quais destes foram bem ou mal reprovados.

Os nossos resultados vão ser determinados com base nas seguintes hipóteses:

$$H_0: TX_REND \leq 1,8^2$$

$$H_1: TX_REND > 1,8$$

O valor de teste = 1,8 é um valor mínimo base que considera o desempenho de uma empresa como “bom”.

Estatísticas de uma Amostra				
TX_REND	N	Média	Desvio Padrão	Erro Padrão da Média
	200	-0,0179105	0,3526002	0,0249326

Tabela 20 – Estatísticas da variável dependente da amostra

Fonte: Elaboração própria com recurso ao SPSS

² Valor mínimo de referência, considerado pela Deloitte em 2018, que considera uma empresa com um desempenho relativamente “bom”.

Teste de uma Amostra						
Valor de Teste = 1.8 ³						
TX_REND	t	gl	Sig. (bilateral)	Diferença média	95% Intervalo de Confiança da Diferença	
					Inferior	Superior
	-72,913	199	0	-1,8179105	-1,8670765	-1,7687445

Tabela 21 – Teste T da amostra

Fonte: Elaboração própria com recurso ao SPSS

Se o valor da estatística do teste T der negativo, então $p - value = \frac{Sig}{2}$ e rejeita-se H_0 quando $\frac{Sig}{2} < 5\%$. Mas se T positivo então $p - value = 1 - \frac{Sig}{2}$ e rejeita-se H_0 sempre.

Neste caso, como $t = -72,913$, rejeitamos H_0 , ou seja, todos os casos com $TX_REND < 1,8$ foram bem recusados.

Recorrendo à nossa base de dados, verificamos que dos 200 clientes recusados apenas 1 foi mal recusado, uma vez que a sua $TX_REND = 2,027507178$.

Cliente	TX_REND
T3	2,027507178

Tabela 22 – Cliente mal recusado

Fonte: Elaboração própria

Podemos então afirmar que, em média, 1 cliente em cada 200 recusados foi mal recusado sendo, portanto, é necessária a sua reavaliação por parte da Direção de Controlo de Crédito.

6.1. Conclusão

Este relatório teve como objetivo principal perceber até que ponto as decisões de crédito por parte da JAPGest estavam a ser bem conseguidas, isto é, se as empresas que teriam sido recusadas no momento do seu pedido, atualmente teriam condições para serem aceites.

O processo de tomada de decisão da concessão de crédito é muito pormenorizado e complexo, e até chegarmos às conclusões finais, é necessário fazer diversos cálculos e análises.

De modo a atingirmos o nosso objetivo foram vários os passos a serem dados, bem como analisados.

Primeiramente, foram escolhidas as variáveis para a estimação do nosso modelo, tendo em conta a sua tipicidade e a sua resposta face ao crédito.

Foi escolhido o tipo de regressão a ser utilizada na estimação do modelo e posteriormente iniciou-se o estudo.

De forma a determinar, através da validação das hipóteses inicialmente consideradas, quais as variáveis independentes que dão resposta à variável dependente, foi necessário verificar a correlação entre elas.

Após analisar as correlações determinamos as variáveis independentes que realmente são relevantes para o modelo, eliminando aquelas que não dão o tipo de resposta desejado estimou-se então o novo modelo ajustado.

Constatou-se então que o Ativo, o Passivo, as Vendas, o Capital Próprio e o Funcionamento não exercem uma influência estatisticamente significativa sobre a Taxa de Crescimento da Rendibilidade (variável resposta).

A Taxa de Rendibilidade dá resposta ao crédito quando auxiliada pela variável independente Estrutura.

Seguiram-se os cálculos, já anteriormente feitos, para identificar o quão “bom” é o nosso modelo.

A variável resposta (TX_REND) segue uma distribuição normal, o que nos diz que foi bem escolhida na medida em que é uma boa variável de resposta ao crédito.

As variáveis escolhidas no âmbito deste modelo, foram validadas conforme mostram as tabelas e os cálculos anteriormente descritos.

A partir do resultado do teste *T-Student*, determinamos qual a hipótese que devemos seguir para concluir quais os clientes que foram mal recusados.

Assim sendo, a partir deste estudo a JAPGest poderá passar a utilizar o modelo *scoring* para tomar decisões de crédito mais eficazes, apesar da sua média de erro que é apenas de 1 cliente em cada 200 recusados.

A abordagem estatística utilizada neste tipo de estudos permite às empresas uma análise mais perceptível e fiável uma vez que são reproduzidos gráficos e consequentemente relatórios que melhor traduzem os resultados deste tipo de estudo.

Apesar destes modelos implicarem alguns custos de manutenção e de ser necessária alguma formação em análise para não existirem interpretações equivocadas, a informação dos clientes fica melhor organizada, facilitando a sua análise quer em termos de tempo, quer em termos de objetividade da informação.

6.2. Referências bibliográficas

- ASSAF, Alexandre Neto; Silva, César A. Tibúrcio (1997), *Administração do Capital Giro*, 2º Ed. São Paulo;
- BATISTA, A.M.S. (2012), *Credit Scoring - Uma Ferramenta de Gestão Financeira*, 1ª Edição, Vida Económica Editorial, Porto, PP. 15-18, 66-67;
- BECKMAN, T.D. (1949), *Cases in credits and collections*, New York: McGraw-Hill;
- BRIGHAM, Eugene F., GAPENSKI, Louis, EHRHARDT, Michael C. (2001), *Administração financeira – Teoria e Prática*, São Paulo: Atlas;
- CAOUETTE, J., ALTMAN, E., e NARAYANAN, P. (1998), *Managing Credit Risk: The Next Great Financial Challenge*, Wiley, Hardcover;
- CARVALHO, Paulo V. (2009), *Fundamentos da gestão de crédito – Uma contribuição para o valor das organizações*, 1ª Edição, Edições Sílabo, Lisboa, PP. 140-141, 207-216;
- CHAIA, A. J. (2003), *Modelos de Gestão do risco de Crédito e sua Aplicabilidade no Mercado Brasileiro*, Dissertação (Mestrado em Administração) - Faculdade de Economia, Administração e Contabilidade, Universidade de São Paulo, São Paulo;
- CHAKRAVARTY S., JHA, A. N. (2012), *Viability of "Credit scoring in Microfinance" for Developing Countries*, *International Review of Social Sciences and Humanities*, Vol. 3, No. 1;
- DURAND, D. (1941), *Risk elements in consumer installment financing*, *National Bureau of Economic Research*, New York, 1941;
- EMEL, Ahmet Burak & ORAL, Muhittin & REISMAN, Arnold & YOLALAN, Reha (2003), *A credit scoring approach for the commercial banking sector*, *Socio-Economic Planning Sciences*, Elsevier, Vol. 37;
- FERRÃO, M. E. (2003), *Introdução aos modelos de regressão multinível em educação*, Campinas/SP: Komedi;
- FISHER, R. A. (1936), *The use of multiple measurements in taxonomic problems*, *Annals of Eugenics*;
- GITMAN, Lawrence J. (1997), *Princípios de administração financeira*, 7ª Edição, São Paulo: Harbra;
- GRUPTA, Sunil (2006), *Gerenciando clientes como investimentos*, Bookman, Brasil;
- <http://leg.ufpr.br/~silvia/CE003/node74.html> - Acesso realizado a 26/09/2018
- <http://credito.pt/importancia-do-credito/> - Acesso realizado a 12/04/2018

- <https://www.easycalculation.com/pt/statistics/z-score-standard.php> - Acesso realizado a 27/09/2018
- <https://www.grupoja.pt> – Acesso realizado a 23/03/2018
- <https://www2.deloitte.com/insights/us/en/topics/operations/success-or-struggle-roa-as-a-true-measure-of-business-performance.html?fbclid=IwAR3Q6C4yXUisvDvA1Q7CHxEsP07UayoUHXImKa2ycfHHfqKzRdxxHJ1AnEo> – Acesso realizado a 22/09/2018
- JACKOBSON T., ROSZBACH k. (2003), *Bank Lending Policy, Credit Scoring and value-at-risk*, Journal of Banking & Finance;
- LEWIS, Edward M. (1992), *An Introduction to Credit Scoring*, 2ª Edição, San Rafael, California: Fair, Isaac and Co.,Inc.;
- MARÔCO, João (2014), *Análise Estatística com o SPSS Statistics*, 6ª Edição, Report Number, Pêro Pinheiro, PP. 683-690;
- MARTINHO, Ricardo; ANTUNES, António (2012), *Um Modelo de Scoring para as Empresas Portuguesas*, Relatório de Estabilidade Financeira;
- NEVES, João Carvalho (2012), *Análise e Relato Financeiro: Uma visão integrada de gestão*, Lisboa: Texto Editores;
- PEREIRA, J. (2009), *Credit Risk*;
- PEREIRA, Luís N.; CHORÃO, Luís, R. (2007), *Identificação das Características dos Clientes Associadas ao Risco de Crédito*, Encontros Científicos;
- RAYMOND, Anderson (2000), *The credit scoring toolkit theory and practice for retail credit risk management and decision automation*, New York;
- Roda, Ana F. R. A. A. (2011), *Análise Económico-Financeira de Empresas e o seu Impacto na Gestão do Risco de Crédito*, Universidade Técnica de Lisboa – Instituto Superior de Economia e Gestão;
- ROSS, Stephen A., WESTERFIELD, Randolph W., JORDAN, Bradford D. (2008), *Fundamentals of corporate finance*, 4ª Edição, Boston;
- SANTOS, José Odílio dos (2003), *Análise de Crédito – Empresas e Pessoas Físicas*, 2ª Edição, São Paulo: Atlas;
- SAUNDERS, A. e ALLEN, L. (2002), *Credit Risk Measurement: New Approaches To Value-At-risk And Other Paradigms*, John Wiley, Hardcover;
- SCHRICKEL, Wolfgang Kurt (2000), *Análise de crédito: concessão e gerência de empréstimos*, 5ª Edição, São Paulo: Atlas;

- SILVA, José Pereira da (2000), *Gestão e análise de risco de crédito*, 5ª Ed. São Paulo: Atlas;
- THOMAS, L. C. (2000), *A survey of credit and behavioral scoring: forecasting financial risk of lending to consumers*, International Journal of Forecasting;
- THOMAS, L. C., EDELMAN, D. B & CROOK, J. N. (2002), *Credit scoring and its applications*, Siam: Monographs on Mathematical Modeling and Computation;
- THOMAS, Lyn C. (2009), *Consumer Credit Models: Pricing, Profit and Portfolios*, New York: Oxford University Press Inc.;
- WESTON, J. Fred; BRIGHAM, Eugene F. (1972), *Managerial Finance.*, New York: Holt;
- YAP, B. W. & ONG, S. H., & HUSAIN, N. H. M. (2011), *Using data mining to improve assessment of credit worthiness via credit scoring models*, Expert Systems with Applications Journal 38.

6.3. Anexos

1. Correlações entre as Variáveis

		Correlações														
		Mês	Ano	Distrito	CAE	TP_SOC	Ano_Const	Ativo	Passivo	Vendas	CP	RLE	RC	TX_CR	Estrutura	Funcionamen to
Mês	Correlação de Pearson	1	,065	,047	,115	-,020	,059	,047	,047	-,040	,031	,023	,029	,003	-,027	,049
	Sig. (bilateral)		,358	,513	,104	,784	,408	,507	,506	,574	,668	,746	,684	,964	,701	,487
	N	200	200	200	200	200	200	200	200	200	200	200	200	200	200	200
Ano	Correlação de Pearson	,065	1	,103	,166*	-,006	,257**	,009	,017	,020	-,026	,082	,078	,042	,022	,090
	Sig. (bilateral)	,358		,145	,019	,937	,000	,897	,812	,780	,715	,246	,272	,559	,762	,203
	N	200	200	200	200	200	200	200	200	200	200	200	200	200	200	200
Distrito	Correlação de Pearson	,047	,103	1	,030	-,178*	,049	-,015	-,022	,053	,017	-,004	-,003	,040	,048	-,059
	Sig. (bilateral)	,513	,145		,677	,012	,489	,831	,761	,459	,811	,953	,964	,577	,498	,404
	N	200	200	200	200	200	200	200	200	200	200	200	200	200	200	200
CAE	Correlação de Pearson	,115	,166*	,030	1	,038	,152*	-,001	,004	-,038	-,022	-,004	-,006	,014	,030	,079
	Sig. (bilateral)	,104	,019	,677		,594	,032	,990	,953	,596	,760	,960	,938	,848	,672	,269
	N	200	200	200	200	200	200	200	200	200	200	200	200	200	200	200
TP_SOC	Correlação de Pearson	-,020	-,006	-,178*	,038	1	,295**	-,324**	-,293**	-,404**	-,342**	-,062	-,073	-,085	-,199**	,260**
	Sig. (bilateral)	,784	,937	,012	,594		,000	,000	,000	,000	,000	,384	,301	,230	,005	,000
	N	200	200	200	200	200	200	200	200	200	200	200	200	200	200	200
Ano_Const	Correlação de Pearson	,059	,257**	,049	,152*	,295**	1	-,272**	-,223**	-,302**	-,381**	,041	,031	-,065	-,136	,219**
	Sig. (bilateral)	,408	,000	,489	,032	,000		,000	,002	,000	,000	,565	,661	,363	,056	,002
	N	200	200	200	200	200	200	200	200	200	200	200	200	200	200	200
Ativo	Correlação de Pearson	,047	,009	-,015	-,001	-,324**	-,272**	1	,986**	,671**	,711**	,014	,062	,024	,045	-,159*
	Sig. (bilateral)	,507	,897	,831	,990	,000	,000		,000	,000	,000	,846	,383	,737	,523	,024
	N	200	200	200	200	200	200	200	200	200	200	200	200	200	200	200
Passivo	Correlação de Pearson	,047	,017	-,022	,004	-,293**	-,223**	,986**	1	,607**	,582**	-,063	-,015	,015	,022	-,147*
	Sig. (bilateral)	,506	,812	,761	,953	,000	,002	,000		,000	,000	,379	,836	,838	,757	,038
	N	200	200	200	200	200	200	200	200	200	200	200	200	200	200	200
Vendas	Correlação de Pearson	-,040	,020	,053	-,038	-,404**	-,302**	,671**	,607**	1	,703**	,118	,151*	,055	,099	-,036
	Sig. (bilateral)	,574	,780	,459	,596	,000	,000	,000	,000		,000	,097	,033	,443	,162	,613
	N	200	200	200	200	200	200	200	200	200	200	200	200	200	200	200
CP	Correlação de Pearson	,031	-,026	,017	-,022	-,342**	-,381**	,711**	,582**	,703**	1	,327**	,360**	,054	,127	-,154*
	Sig. (bilateral)	,668	,715	,811	,760	,000	,000	,000	,000	,000		,000	,000	,444	,073	,029
	N	200	200	200	200	200	200	200	200	200	200	200	200	200	200	200
RLE	Correlação de Pearson	,023	,082	-,004	-,004	-,062	,041	,014	-,063	,118	,327**	1	,997**	,071	,057	-,014
	Sig. (bilateral)	,746	,246	,953	,960	,384	,565	,846	,379	,097	,000		,000	,318	,422	,839
	N	200	200	200	200	200	200	200	200	200	200	200	200	200	200	200
RC	Correlação de Pearson	,029	,078	-,003	-,006	-,073	,031	,062	-,015	,151*	,360**	,997**	1	,079	,061	-,017
	Sig. (bilateral)	,684	,272	,964	,938	,301	,661	,383	,836	,033	,000	,000		,268	,393	,808
	N	200	200	200	200	200	200	200	200	200	200	200	200	200	200	200
TX_CR	Correlação de Pearson	,003	,042	,040	,014	-,085	-,065	,024	,015	,055	,054	,071	,079	1	,665**	-,452**
	Sig. (bilateral)	,964	,559	,577	,848	,230	,363	,737	,838	,443	,444	,318	,268		,000	,000
	N	200	200	200	200	200	200	200	200	200	200	200	200	200	200	200
Estrutura	Correlação de Pearson	-,027	,022	,048	,030	-,199**	-,136	,045	,022	,099	,127	,057	,061	,665**	1	-,596**
	Sig. (bilateral)	,701	,762	,498	,672	,005	,056	,523	,757	,162	,073	,422	,393	,000		,000
	N	200	200	200	200	200	200	200	200	200	200	200	200	200	200	200
Funcionamento	Correlação de Pearson	,049	,090	-,059	,079	,260**	,219**	-,159*	-,147*	-,036	-,154*	-,014	-,017	-,452**	-,596**	1
	Sig. (bilateral)	,487	,203	,404	,269	,000	,002	,024	,038	,613	,029	,839	,808	,000	,000	
	N	200	200	200	200	200	200	200	200	200	200	200	200	200	200	200

*. A correlação é significativa no nível 0,05 (bilateral).

**. A correlação é significativa no nível 0,01 (bilateral).

6.3. Apêndices

1. Lista de Clientes Bem ou Mal Recusados

<1,8		Bem recusados
>1,8		Mal recusados

Cliente	Taxa de rendibilidade (RC/A)
A	0,004721699
B	-0,049576846
C	0,028366997
D	-2,805103388
E	0,034874169
F	-0,020317843
G	-0,30788712
H	-0,068579902
I	0,11564424
J	-1,282581488
K	0,104812238
L	0,087846004
M	-1,688939434
N	0,07292756
O	0,018750042
P	0,193146781
Q	-0,131182256
R	-0,006117287
S	0,008139752
T	0,072343455
U	0,017602544
V	0,007331746
W	0,036429361
X	-0,198449971
Y	0,129494884
Z	0,04981285

Cliente	Taxa de rendibilidade (RC/A)
A1	0,064819485
B1	-0,038265231
C1	0,092509163
D1	0,038259271
E1	-0,2473536
F1	0,041535876
G1	0,093568581
H1	-0,636506454
I1	0,296216128
J1	0,005951121
K1	0,088539909
L1	0,320806145
M1	-0,110558332
N1	0,009995433
O1	0,003172197
P1	-0,025645759
Q1	0,189862358
R1	0,030234381
S1	0,02743659
T1	-0,07979759
U1	0,177398551
V1	-0,375096614
W1	-0,665548098
X1	0,00088401
Y1	-0,195072449
Z1	0,058538222

Cliente	Taxa de crescimento da rentabilidade (RC/A)
A2	-0,286170893
B2	0,036348524
C2	0,00129703
D2	0,361771253
E2	0,037428931
F2	0,02720164
G2	0,06252147
H2	0,032695744
I2	-0,141832637
J2	0,005083179
K2	-0,09205135
L2	0,087704456
M2	0,020088939
N2	0,029601781
O2	-0,059784116
P2	0,020341038
Q2	0,006923364
R2	0,024350621
S2	0,063190627
T2	-0,148164304
U2	0,090865723
V2	-0,469635426
W2	0,241962548
X2	-0,136540475
Y2	0,005087433
Z2	-0,003697058

Cliente	Taxa de crescimento da rentabilidade (RC/A)
A3	0,178723697
B3	0,046978936
C3	0,032636663
D3	-0,106830373
E3	0,095549021
F3	0,057506573
G3	0,027069674
H3	0,059190421
I3	0,007862746
J3	0,347287668
K3	-0,296687226
L3	0,006369187
M3	0,083929721
N3	0,00061687
O3	0,137255772
P3	0,139639004
Q3	0,31363099
R3	0,032183522
S3	0,021856285
T3	2,027507178
U3	0,029822023
V3	-0,224015122
W3	0,032183183
X3	0,061518537
Y3	0,017418884
Z3	0,015938007

Cliente	Taxa de crescimento da rendibilidade (RC/A)
A4	0,122556217
B4	0,014726657
C4	0,015684161
D4	0,480569239
E4	0,061713615
F4	0,029854981
G4	-0,001270052
H4	-0,169428417
I4	0,045219501
J4	0,015201638
K4	-0,032858019
L4	0,118245889
M4	0,017114486
N4	0,120725146
O4	0,025816163
P4	0,079896044
Q4	0,19619616
R4	0,031386863
S4	0,025742434
T4	0,007141249
U4	0,071236845
V4	0,053776715
W4	-0,063292463
X4	0,440586896
Y4	0,008199085
Z4	0,391864553

Cliente	Taxa de crescimento da rendibilidade (RC/A)
A5	-0,005806238
B5	0,00769456
C5	-0,074924807
D5	-1,790237875
E5	0,022612387
F5	0,212081359
G5	0,009280123
H5	0,000697794
I5	0,017680954
J5	-0,303137648
K5	0,071430703
L5	0,047717216
M5	0,00723911
N5	0,002745563
O5	0,115460909
P5	0,010108866
Q5	0,005430997
R5	0,042158814
S5	-0,011153065
T5	-0,087001086
U5	0,014285079
V5	0,067258146
W5	-0,45285275
X5	0,143819875
Y5	0,025740135
Z5	0,010389449

Cliente	Taxa de crescimento da rentabilidade (RC/A)
A6	0,015901353
B6	-0,18058605
C6	0,029964374
D6	0,068240437
E6	0,019111922
F6	0,185283402
G6	-0,009701274
H6	-0,049453679
I6	0,017236879
J6	0,083610285
K6	-0,410365201
L6	0,186668294
M6	0,146789925
N6	0,050993236
O6	-0,248229682
P6	0,038018925
Q6	0,073389435
R6	-0,168277346
S6	-0,045456734
T6	0,115467004
U6	-0,056908308
V6	0,008667064
W6	0,268352847
X6	-0,218324231
Y6	-0,220640414
Z6	0,061758736

Cliente	Taxa de crescimento da rentabilidade (RC/A)
A7	-0,16990865
B7	0,203313764
C7	-0,124304803
D7	-0,076390916
E7	0,391087358
F7	0,063806883
G7	0,002133074
H7	0,135003857
I7	-0,284868643
J7	-0,117827704
K7	0,127138205
L7	0,149486585
M7	-0,450055729
N7	0,011588374
O7	-0,186005858
P7	0,156518775
Q7	0,005021221
R7	0,054202083